

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

ArTEbitrariiedade: Uma Reflexão sobre a Natureza da Criatividade e sua Possível Realização em Ambientes Computacionais

Artemis Maria Francelin Sanchez Moroni

Prof. Dr. Fernando José Von Zuben (Orientador)

Prof. Dr. Jônatas Manzolli (Co-orientador)

Tese apresentada à Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como requisito parcial à obtenção do grau de **Doutor em Engenharia Elétrica** na área de Engenharia da Computação.

Banca Examinadora:

Prof. Dra. Sílvia Laurentiz – ECA/USP

Prof. Dr. Hermes Renato Hildebrand – PUCSP

Prof. Dr. Adolfo Maia Jr. – IMECC/UNICAMP

Dr. Josué Jr. Guimarães Ramos– DRVC/CenPRA

Prof. Dr. Rafael Santos Mendes – FEEC/UNICAMP

Prof. Dr. Clésio Luis Tozzi – FEEC/UNICAMP

Campinas, 13 de Junho de 2003

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

M829a

Moroni, Artemis Maria Francelin Sanchez

ArTEbitrariade: uma reflexão sobre a natureza da criatividade e sua possível realização em ambiente computacionais / Artemis Maria Francelin Sanchez Moroni.--Campinas, SP: [s.n.], 2003.

Orientadores: Fernando José Von Zuben e Jônatas Manzolli.

Tese (Doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e da Computação.

1. Computação gráfica. 2. Programação genética (computação). 3. Sistemas multimídia. 4. Composição musical por computador. 5. Criatividade. 6. Inteligência artificial. 7. Algoritmos genéticos. 8. Arte por computador. I. Zuben, Fernando José Von. II. Manzolli, Jônatas. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e da Computação. III. Título.

A

*Ívan, Andréia e Ian,
e a todos que sempre estiveram ao meu lado.*

Agradecimentos

Ao meu orientador, o incansável Prof. Dr. Fernando José Von Zuben, pelo seu interesse e abertura a áreas novas, e forte incentivo, apoio e carinho a esse trabalho.

Ao meu co-orientador e amigo, Prof. Dr. Jônatas Manzolli, pelo seu entusiasmado amor à música e tudo que a envolva.

Ao querido Prof. Dr. Adolfo Maia Jr., que dispendeu numerosas horas me auxiliando com listas de exercício e revisão desse trabalho.

Aos membros da banca, Prof. Dra. Sílvia Laurentiz, Prof. Dr. Hermes Renato Hildebrand, Prof. Dr. Adolfo Maia, Prof. Dr. Rafael Santos Mendes e Prof. Dr. Clésio Luis Tozzi, pela sua leitura, envolvimento e comentários.

À minha cunhada Dra. Ilka Veiga Moroni, pela rápida e precisa revisão ortográfica.

Ao gentil Prof. Dr. Hermes Renato Hildebrand, que me supriu com material bibliográfico da PUC/SP.

À minha amiga Dra. Evelin Abreu Teixeira, pela sua solicitude e apoio.

Aos meus orientadores de mestrado, Prof. Dr. Tomasz Kowaltowski, Prof. Dr. Cláudio Leonardo Lucchesi e Prof. Dr. Léo Pini Magalhães, sempre presentes em meus diálogos interiores.

Ao NICS/UNICAMP, pela disponibilização de recursos e apoio.

Ao CenPRA, pela possibilidade de realizar esse trabalho.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 O Homem, o Artista e a Sociedade	2
1.2 Criatividade e Computação Evolutiva	4
1.3 Objetivos e Organização	7
2. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E CRIATIVIDADE	9
2.1 O que é Criatividade?	12
2.1.1 O Domínio, o Júri e o Indivíduo	13
2.1.2 A Internalização do Sistema	16
2.2 Criatividade-H e Criatividade-P	17
2.3 Três Tipos de Criatividade	20
2.3.1 Criatividade Combinatória	20
2.3.2 Criatividade Exploratória	20
2.3.3 Criatividade Transformadora	21
2.4 Espaços Conceituais	22
2.5 As Questões Lovelace	24
2.6 Inteligência e Criatividade	26
2.7 Criatividade e Evolução	31
2.8 A Evolução e o Método Científico	35
3. SISTEMAS APLICADOS À CRIATIVIDADE	39
3.1 Aaron, um Artista Baseado no Conhecimento	41
3.1.1 O Comportamento-X	46
3.1.2 Adaptação e o Comportamento-X	48
3.1.3 Os Elementos do Comportamento-X	50
3.2 A Evolução na Criação de Sistemas Complexos	53
3.2.1 Complexidade e Emergência	54
3.2.2 O Processo de Criação de Objetos Complexos	56
3.3 <i>Biomorphs</i>	60
3.4 <i>Form Synth</i> : A Evolução Artificial Baseada em Regras	63
3.5 <i>Mutator</i> : Mutação e Seleção Natural	68
3.6 Evolução Interativa de Equações	71
3.6.1 Expressões Simbólicas como Genótipos	72
3.6.2 A Evolução Aplicada a Sistemas Dinâmicos	74
3.7 Evolução de Morfologia e Comportamento 3-D	75

3.8 Da Descrição à Formalização Conceitual	78
4. UMA VISÃO PRAGMÁTICA DA COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA	79
4.1 Algoritmos Exatos e Algoritmos Aproximados para Processos de Busca	79
4.2 Estratégias de busca populacionais e não-populacionais	82
4.3 Contextualização	83
4.4 Aspectos Genéricos de Algoritmos Evolutivos	87
4.4.1 A Questão da Representação	92
4.5 Breve Descrição dos Algoritmos Genéticos	93
4.5.1 Algoritmos Genéticos	94
4.5.2 Algoritmos Meméticos	98
4.5.3 Computação Evolutiva e Abdução	99
4.6 De Sistemas Evolutivos a Sistemas “Criativos”	100
4.7 Relaxando Restrições	103
4.8 Representações Baseadas em Componentes	103
4.9 De Sistemas Evolutivos “Criativos” à Criatividade	104
5. A ARTEBITRARIEDADE NOS DOMÍNIOS VISUAL E MUSICAL	109
5.1 Art Lab: A Exploração do Domínio Visual	112
5.1.1 A Representação do Espaço de Imagens	114
5.1.2 Art Lab: Atributos da Interface	116
5.1.3 O Procedimento de Evolução dos Quadros	121
5.1.4 Populações de Objetos Gráficos	124
5.1.5 A Exploração de Ambientes	125
5.2 Aspectos de Avaliação no Domínio Visual	127
5.2.1 O <i>Fitness</i> Visual	128
5.2.2 Proporções Harmônicas	129
5.2.3 A Dinâmica da Visão	132
5.2.4 A Teoria das Cores	133
5.2.5 Harmonia das Cores	136
5.2.6 Modelos Computacionais de Cores	139
5.2.7 Sobre a Utilização de Cores	140
5.3 VOX POPULI: Computação Evolutiva aplicada à Composição Musical	142
5.3.1 Atributos Sonoros	145
5.3.2 A Geração de Acordes através de um Algoritmo Genético	147
5.3.3 A Função de <i>Fitness</i> : Abordagem Heurística	149
5.3.4 Uma Abordagem Nebulosa para o Reconhecimento de Centros Tonais	152
5.3.5 Formulação Matemática da Consonância	153
5.3.6 O Reconhecimento do Centro Tonal como um Problema de Otimização	159
5.3.7 O Ajuste do <i>Fitness</i>	162
5.3.7 Os Controles da Interface Sonora	164
5.4 A Automatização da Crítica	168

6. AGI: O DOMÍNIO, O CRIADOR, O JÚRI	171
6.1 Métodos Genéricos e a Força Bruta do Computador	172
6.2 ArTEbitrariiedade em AGI's	173
6.3 Aspectos adicionais da busca interativa no domínio visual	174
6.3.1 Solução Automática via Algoritmos Genéticos	176
6.3.2 Solução Automática via Algoritmos Meméticos	179
6.3.3 Exploração ou Transformação?	180
6.4 A Busca Interativa no Domínio Musical	181
6.4.1 Os limites da arTEbitrariiedade	183
6.5 A Exploração, a Combinação e a Transformação	184
6.5.1 Divergência e Convergência	185
6.5.2 A Internalização do Sistema	186
7. CONCLUSÃO	189
7.1 Redes, nós e conexões	189
7.2 Exercício de ArTEbitrariiedade	191
7.3 Perspectivas Futuras	192
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	193

ALGORITMOS

Algoritmo 2.1 – Versão básica do método científico	35
Algoritmo 4.1 – Algoritmo genético tradicional	95
Algoritmo 5.1 – Algoritmo genético empregado pelo ArtLab	121
Algoritmo 5.2 – Variação do Algoritmo Genético aplicado ao VOX ...	161

DEFINIÇÕES

Definição 1.1 – Criatividade é qualquer ato, idéia, ou produto ...	15
Definição 1.2 – A definição de uma pessoa criativa é alguém ...	15
Definição 1.3 – Uma idéia meramente nova é aquela que pode ser ...	19
Definição 1.4 – Espaço conceitual é o sistema gerativo que sustenta ...	22
Definição 1.5 – Inteligência é a capacidade de um sistema adaptar ...	28
Definição 5.1 – Uma melodia pode ser definida como uma seqüência ...	147
Definição 5.2 – Dadas duas notas com uma razão de freqüência ...	153
Definição 5.3 – Um conjunto nebuloso S em U é caracterizado ...	156
Definição 5.4 – Uma nota musical é um sub-conjunto nebuloso ...	156
Definição 5.5 – A consonância entre S_1 e S_2 é então definida ...	158
Definição 5.6 – O centro tonal da melodia S é então definido como ...	159

EQUAÇÕES

Equação 3.1	74
Equação 3.2	74
Equação 3.3	74
Equação 3.4	74
Equação 3.5	75
Equação 3.6	75
Equação 3.7	75
Equação 3.8	75
Equação 5.1	145
Equação 5.2	150
Equação 5.3	150
Equação 5.4	150
Equação 5.5	151
Equação 5.6	151
Equação 5.7	151
Equação 5.8	152
Equação 5.9	156
Equação 5.10	156
Equação 5.11	157
Equação 5.12	158
Equação 5.13	158
Equação 5.14	159
Equação 5.15	160
Equação 5.16	160
Equação 5.17	160

FIGURAS

Figura 2.1	– Um diagrama descritivo do método científico	38
Figura 3.1	– Mapas de contornos (MCCORDUCK, 1991)	42
Figura 3.2	– Mapas territoriais (MCCORDUCK, 1991)	43
Figura 3.3	– Quebra-cabeças (MCCORDUCK, 1991)	44
Figura 3.4	– Desenho a computador (BODEN, 1996)	45
Figura 3.6	– “Baleia lançada à praia na Holanda”. Gravura, 1598	47
Figura 3.5	– Anônimo, italiano: “Baleia lançada à praia em Ancona”...	47
Figura 3.7	– O símbolo de São Mateus, C. 690. Página com iluminura ...	49
Figura 3.8	– Pintura a computador. Tinta sobre papel, 1995 (COHEN, ...	52
Figura 3.9	– “Mother and Daughter”. Óleo sobre tela, 1997 (COHEN, ...	52
Figura 3.10	– Parque Safári de Biomorphs, construídos com o programa ...	62
Figura 3.11	– Exemplo de seqüência de comandos aplicada a primitivas ...	65
Figura 3.12	– “Árvore evolucionária” de desenhos de formas complexas ...	66
Figura 3.13	– Esculturas realizadas por William Latham, em plástico ...	67
Figura 3.14	– Mutator mantém um banco de genes e de formas, que é ...	69
Figura 3.15	– Mutator Frame com um conjunto de nove mutações. No ...	70
Figura 3.16	– Forma orgânica evolutiva gerada pelo Mutator	70
Figura 3.17	– Série de produções obtidas através da técnica da dissolução	73
Figura 3.18	– Resultado da evolução de um sistema dinâmico a partir de ...	75
Figura 3.19	– Exemplos de grafos de genótipo e morfologia das criaturas ...	77
Figura 3.20	– Uma seqüência evolucionária de criaturas selecionadas ...	78
Figura 4.1	– Busca de uma solução num exemplo de espaço de busca de ...	84
Figura 4.2	– Três gerações de projetos de carro, usando uma população ...	85
Figura 4.3	– A localização dos carros “evoluídos” no espaço de projetos ...	86
Figura 4.4	– O mapeamento entre os genótipos no espaço de busca (G) ...	95
Figura 4.5	– O comportamento do operador de crossover. A linha ...	96
Figura 4.6	– O comportamento do operador de mutação	96
Figura 5.1	– JACKSON POLLOCK (1949) Número 33	113
Figura 5.2	– A interface do Art Lab	115
Figura 5.3	– Barra de controles para geração de quadros	117
Figura 5.4	– Seqüência de geração de quadros	119
Figura 5.5	– Resultados da aplicação da operação de mutação	120
Figura 5.6	– Exemplos de texturas obtidas com populações de 100, 500 ...	120
Figura 5.7	– População de arcos pretos sobre fundo vermelho	121
Figura 5.8	– Os operadores genéticos aplicados aos quadros	122
Figura 5.9	– Imagens em evolução	123

Figura 5.10	– O operador de crossover modificado	124
Figura 5.11	– Imagens geradas no ambiente MatLab a partir dos ...	126
Figura 5.12	– Abaixo, detalhes de regiões das imagens acima	127
Figura 5.13	– Retângulos com lados que obedecem à razão áurea	130
Figura 5.14	– Espiral construída com base na razão áurea	131
Figura 5.15	– Exemplo de “instabilidade visual”	133
Figura 5.16	– Os discos de cores primárias, secundárias e terciárias	135
Figura 5.17	– Círculo de 12 cores proposto por ITTEN (1975)	137
Figura 5.18	– A representação do Modelo de Cores HLS	139
Figura 5.19	– A estrutura de um cromossomo MIDI, composto por 4 ...	148
Figura 5.20	– As pertinências dos componentes harmônicos	154
Figura 5.21	– Representação dos valores de pertinência para as notas ...	155
Figura 5.22	– Conjunto de interseção das curvas de pertinência das ...	158
Figura 5.23	– Valores lingüísticos associados aos intervalos de vozes ...	161
Figura 5.24	– O ciclo genético do VOX POPULI	164
Figura 5.25	– A interface gráfica	165
Figura 5.26a	– Uma curva simples e a saída musical produzida pelo VOX ...	167
Figura 5.26b	– Uma curva mais complexa e a saída musical correspondente	167
Figura 6.1	– O Elemento Suprematista Básico: O Quadrado ...	175
Figura 6.2	– Figuras resultantes da ativação da opção New Box no ...	175
Figura 6.3	– Resultados obtidos após cerca de 50 interações no ...	176
Figura 6.4	– Resultado da simulação, após 175 iterações. Acima a ...	178
Figura 6.5	– Objetos estranhos às possibilidades do ArtLab surgiram ...	180
Figura 6.6	– A interface gráfica do VOX POPULI, onde o valor ...	182
Figura 6.7	– Os valores objetivos do <i>fitness</i> melódico e do <i>fitness</i> ...	183

TABELAS

Tabela 5.1 – Modo Jônio ou Escala Maior seguindo as proporções ...	145
Tabela 5.2 – Indicações de dinâmica musical	146
Tabela 5.3 – Equivalências entre parâmetros sonoros e MIDI	148
Tabela 5.4 – Pesos Melódicos (PM)	150
Tabela 5.5 – Pesos Harmônicos (PH)	151
Tabela 5.6 – Altura dos componentes harmônicos, onde x é uma parcial ...	157
Tabela 5.7 – Ordem decrescente da consonância musical de acordo com ...	159

1

INTRODUÇÃO

Esse trabalho insere-se na área que começa a ser conhecida como Criatividade Computacional. Este termo definitivamente *existe* e, por paradoxal que possa parecer, envolve um amplo espectro de sub-áreas, que vai desde a pesquisa da criatividade como um fenômeno psicológico e social, por meios computacionais, até a pesquisa aplicada ao apoio computacional a pessoas criativas (BENTLEY & CORNE, 2002). E é nesse contexto, que abrange desde os sistemas que exibem algum tipo de criatividade até os sistemas que apoiam a criatividade, que esse trabalho se desenvolve e a que o termo arTEbitrariiedade se aplica.

A arTEbitrariiedade refere-se à iniciativa de se incrementar o julgamento estético, *arbitrário*, utilizando-se de ambientes que aplicam técnicas de computação evolutiva e outras técnicas populacionais para busca exploratória, nos domínios sonoro e visual. Associada à forte interação homem-máquina, a arTEbitrariiedade permite explorar a criatividade humana e a criatividade computacional produzindo resultados *emergentes* que não seriam obtidos sem tal interação.

Ao longo de toda a sua história, a arte contou com os meios do seu tempo para dar forma à inovação artística (FRANKE, 1986). E sendo o computador, hoje, recurso quase que universal de informação e comunicação, justifica-se o seu emprego como meio e instrumento artístico.

No que se refere à criatividade computacional, a área de Inteligência Artificial já tem pelo menos uma proposta de um modelo computacional de criatividade. DAWKINS (1991), em seu livro *The Blind Watchmaker*, comenta que “a seleção cumulativa num modelo computacional é um procedimento eficiente de busca, e suas conseqüências assemelham-se à verdadeira criatividade”. Ainda, “procedimentos efetivos de busca tornam-se, quando o espaço de busca é suficientemente grande, indistinguíveis da verdadeira criatividade” (DAWKINS, 1991). Os modelos computacionais dos *biomorfos* de Dawkins, que serão discutidos nesta tese, constituem uma ponte entre os processos criativos humanos e a “criatividade” resultante do processo de seleção natural. E o paradigma adotado é a Computação Evolutiva.

Computação Evolutiva engloba todas as iniciativas de simulação computacional da evolução. A evolução é categorizada por vários níveis de hierarquia: o gene, o cromossomo, o indivíduo, as espécies, o ecossistema. O resultado de tal modelagem é uma série de algoritmos de otimização que resultam de operações e procedimentos muito simples e aplicados sobre um código genético: crossover, mutação, avaliação, seleção, reprodução. Estes vários procedimentos são implementados num algoritmo de busca, nesse caso uma busca baseada em populações. Algoritmos baseados na evolução têm potencial suficiente para resolver problemas de engenharia que resistiram à solução por outras técnicas mais convencionais. Além disso, os algoritmos evolutivos são suficientemente genéricos para serem aplicados, sem modificação, a uma variedade de problemas ao invés de um problema específico (MICHALEWICZ & FOGEL, 1998).

1.1 O Homem, o Artista e a Sociedade

Mas a Computação Evolutiva, por si só, é insuficiente para englobar todas as etapas que ocorrem durante o processo de criação artística. MENDES (2003) faz alguns comentários relevantes sobre o livro "Mozart, A Sociologia de um Gênio", do sociólogo alemão NORBERT ELIAS (1995). Segundo MENDES (2003), Elias estabelece com fineza as relações

entre *o homem, o artista e a sociedade* onde viveu. Para ELIAS (1995), é impossível pensar a história de Mozart, como músico, fora do *contexto social* em que vivia.

Um aspecto incomum nesta obra é o tratamento dado à questão da criação artística; ela é considerada sob *três* aspectos: inicialmente Freud é citado para abordar o lado *criador* do trabalho do sonho, onde novas conexões, frequentemente incompreensíveis, são desveladas àquele que sonha. Contudo, essas fantasias em geral só interessam a seu próprio gerador. O que distingue as fantasias inovadoras como obras de arte é que elas possam ser *reconhecidas* por muitas pessoas. Eis aqui, segundo Elias, a grande dificuldade da criação artística: cruzar a ponte entre a fantasia privada e aquela que ele chama de "desprivatizada", isto é, aquela capaz de ser compartilhada por toda uma sociedade. Para efetuar esse passo, o artista deve ser capaz de subordinar o poder da fantasia, expressa em seus sonhos, às regularidades intrínsecas do material (seja ele uma pedra, as cores, as palavras, os sons), de modo que seus produtos sejam livres de todo resíduo relacionado à experiência pessoal.

Em seguida, ELIAS (1995) aborda a capacidade (além daquela de fantasiar sobre um material dado) que o artista deve ter para criar o fluxo de fantasias por meio do material, sem perder a espontaneidade, o dinamismo e a força inovadora. Para isso é necessária uma completa intimidade com o material, um treinamento amplo no que diz respeito à sua manipulação, e um grande conhecimento de suas propriedades. O perigo desse treinamento e desse conhecimento é o enfraquecimento da força e da espontaneidade dessas fantasias.

Finalmente, é colocado um terceiro elemento no processo de criação: a consciência artística do produtor. É a voz que diz se um resultado é bom ou não. Se o artista se desloca em vias bem estabelecidas, essa consciência é a voz das referências sociais da arte. Mas, se o artista amplia as referências conhecidas, como foi o caso de Mozart, então ele deve contar com sua própria consciência artística.

O ponto alto da criação artística é, portanto, alcançado quando *a espontaneidade e a inventividade do fluxo-fantasia* se fundem de uma tal maneira com os *conhecimentos* sobre as regularidades do material e com o *juízo do artista* que as fantasias inovadoras aparecem por si mesmas, satisfazendo às demandas do material e da consciência (MENDES, 2003).

Será possível a automatização de todas as etapas envolvidas nos processos mencionados acima, de forma a viabilizar um "Mozart automático", compositor, aplicado

ao domínio sonoro? Provavelmente, quando isso acontecer, a área de Inteligência Computacional já terá resolvido aquelas que hoje são suas maiores questões em aberto.

Não se pretende apresentar aqui a Computação Evolutiva como panacéia, mas não se pode ignorar o potencial “criativo”, ou talvez “criador”, da evolução, o que talvez venha atraindo a pesquisa de tantos profissionais da área de criação, artistas, músicos e designers para este campo (BENTLEY, 1999; BENTLEY & CORNE, 2002). A Computação Evolutiva *simula* características do processo evolutivo, mais especificamente características identificadas pelo homem; e há boas razões para se duvidar, até o momento atual, de que esse processo esteja completamente entendido e, conseqüentemente, que suas características estejam completamente identificadas (DAWKINS, 1991). Mas um paradigma fundamentado num processo tão poderoso como a evolução, do qual não faltam evidências de resultados criativos, deve ter a sua força.

1.2 Criatividade e Computação Evolutiva

Neste trabalho, a Computação Evolutiva foi explorada e aplicada visando a *simulação* computacional da criatividade, aplicada aos domínios sonoro e visual. Mas muito longe está da simulação de um “Mozart automático”, no domínio sonoro ou, como será mencionado no capítulo 6, um “Malevich automático”, no domínio visual. As dificuldades se iniciam com a própria definição do processo criativo. Como automatizar algo, ainda tão pouco compreendido?

As definições de criatividade adotadas neste texto se baseiam na obra de MARGARET BODEN (1996, 1998) e MIHALYI CSIKSZENTMIHALYI (1996). Margaret Boden, psicóloga computacional, é autora referendada por muitos pesquisadores que, de alguma forma, visam a simulação computacional da criatividade. Ela mesma comenta a aplicação da Computação Evolutiva para o tratamento computacional da criatividade (BODEN, 1996). De fato, verificou-se nesse trabalho que as operações e procedimentos de crossover, mutação, avaliação, seleção, reprodução, aparentam ser compatíveis e capazes de implementar o que a autora chamou num contexto mais genérico de “três tipos de criatividade” (BODEN, 1998): a *criatividade combinatória*, a *exploratória* e a *transformadora*, as quais serão tratadas no capítulo 2. A preocupação principal de Margaret Boden é com a *geração* de idéias criativas, ou seja, com o contexto da *descoberta*, e ela é reconhecida por abordar o

lado *criador* do processo. Por “idéia” a autora se refere a uma estrutura que de alguma maneira satisfaça um estilo de pensamento ou, numa linguagem mais próxima da usada em computação evolutiva, uma *solução* para aquele estilo. À solução e ao estilo estão associados o *espaço conceitual*, ou o sistema gerativo que sustenta um dado domínio e define um certo conjunto de possibilidades. Assim, quanto maior for o conhecimento sobre o espaço conceitual, maiores serão as possibilidades de se obter melhores soluções, o que vai de encontro ao segundo aspecto colocado por ELIAS (1995), ou seja, o grande conhecimento das propriedades do material que está sendo tratado.

Nos algoritmos evolutivos a serem considerados nesta tese, cada cromossomo contém uma possível solução. Em geral, na operação de crossover, por exemplo, usam-se dois cromossomos para gerar um novo cromossomo. Isto pode ser feito tomando-se partes de dois cromossomos e colocando-os juntos para formar um novo cromossomo (MICHALEWICZ & FOGEL, 1998). As soluções resultantes são então *combinações de idéias*, e já remetem ao tipo combinatório de criatividade. Talvez, ao se pensar na representação mais comum de um cromossomo – uma cadeia de genes –, “parte de um cromossomo” possa parecer muito pouco para conter uma idéia, mas é importante notar que *todos* os seres vivos são de certa forma codificados pelos seus cromossomos. Vale a pena lembrar que, no domínio computacional, um gene pode estar associado a uma estrutura altamente complexa. Assim, um cromossomo, no contexto computacional, pode estar associado a uma combinação de unidades elementares de alta complexidade. Mas, talvez seja demasiado esperar que cromossomos possam conter informações sobre procedimentos sofisticados tal como a embriogênese, por exemplo, ou outros, ainda não compreendidos, talvez nem vislumbrados. De novo, há boas razões para se duvidar que as características do processo evolutivo tenham sido completamente identificadas, e possam ser automatizadas.

O outro contexto importante quanto à criatividade, também apontado por ELIAS (1995) como terceiro elemento, é o da *validação*, ou seja, o contexto que trata da avaliação das idéias. Este contexto será apresentado nesta tese, do ponto de vista psicológico, por CSIKSZENTMIHALYI (1996). É interessante no trabalho desse autor que ele também aponta criatividade como o resultado da interação de um sistema composto de *três* elementos: *uma cultura* que contém regras simbólicas, *uma pessoa* que traz novidades dentro do domínio simbólico e *um júri de especialistas* que reconhecem e validam a inovação. E, se o modelo

computacional da evolução contempla o contexto da descoberta, também o contexto da avaliação é tratado nos algoritmos evolutivos. Todos os algoritmos evolutivos têm algum tipo de função de avaliação, que é usada para determinar o mérito relativo das soluções, ou idéias encontradas. As idéias encontradas, que em geral são novas, nem sempre são úteis ou *criativas*. Criatividade, será visto, necessariamente implica em avaliação positiva (CSIKSZENTMIHALYI, 1996). A validação de idéias é um ponto crítico nos modelos computacionais de criatividade. Um verdadeiro “sistema criador” precisa conter mecanismos de avaliação poderosos e isso nem sempre acontece. No domínio da estética, mais um complicador surge na questão da avaliação: a subjetividade.

Mas, se a função de avaliação é elemento chave para que a criatividade ocorra, a verdade é que, até mesmo no contexto humano, a validação é um ponto crítico. Um algoritmo genético que usa o julgamento humano para determinar o *fitness* é chamado algoritmo genético interativo (AGI), em referência à sua interface interativa. Esta interface tipicamente promove a apresentação dos indivíduos da população corrente para um “mentor humano” avaliá-los, e foi essa a abordagem adotada nos sistemas desenvolvidos: o ArtLab, aplicado à criação visual, e o VOX POPULI, aplicado à criação sonora. No ArtLab, a avaliação é totalmente deixada por conta do mentor humano; no VOX POPULI houve uma automatização do critério de avaliação, mas fica por conta do elemento humano direcionar a produção sonora. No AGI, ficam bem definidos os três elementos caracterizados por CSIKSZENTMIHALYI (1996), que não conflitam com os apontados por ELIAS (1995) e se sobrepõem às definições de MARGARET BODEN (1998). Se, nas tentativas de simulação de criatividade computacional em Inteligência Artificial, as considerações sociais não são envolvidas (BODEN, 1998), há aqui uma semente.

Dado que a arTEbitrariade se aplica aos domínios sonoro e visual, *estética* e *crítica* são mencionadas, mas e quanto à *poética*? De acordo com PAREYSON (1989), a poética e a crítica sempre andam juntas; a poética diz respeito à *obra por fazer*, e a crítica, à *obra feita*: a primeira tem a tarefa de *regular a produção da arte*, e a segunda a de *avaliar a obra de arte*. São indispensáveis ao nascimento e à vida da arte, porque nem o artista consegue *produzir arte* sem uma poética declarada ou implícita, nem o leitor consegue *avaliar a obra* sem um método de leitura mais ou menos consciente.

Ora, dado que esse trabalho se refere principalmente ao tratamento computacional da criatividade, ou ao possível “nascimento” de uma obra, e à busca por formas automáticas ou parcialmente automáticas de produção artística, o que seria o equivalente à poética, com relação à criatividade computacional, ou a “poética computacional”? Tal termo já existe também, e é não menos controvertido do que o termo criatividade computacional. Mas qual seria a *poética de uma máquina criando*? Aqui, houve algum esforço na identificação de critérios *humanos* que pudessem ser reproduzidos e automatizados na criação sonora e visual e eventualmente aplicados à criação artística. A poética, se é que existe, apenas se esboça. Tanto o ArtLab quanto o VOX POPULI são vistos como *laboratórios*, de onde resultados interessantes podem emergir. São diferentes de um sistema como o Andarilho (SDVILA, 1999), por exemplo, que usa a palavra escrita para criar textos em evolução genética. A finalidade estética e conceitual do Andarilho é gerar novas palavras, sem compromisso com as já existentes em Português, que passam a existir pela atração do usuário por sua sonoridade especial e significado ampliado, reverberante.

Mas, também de acordo com PAREYSON (1989), esclarecer a poética de um artista é um dos melhores trabalhos que o crítico pode fazer. Assim, será deixado aos críticos desse trabalho caracterizá-lo quanto à poética, o que, dada a complexidade da tarefa, é considerada uma importante contribuição, não apenas aqui, local, mas para toda a área de criatividade computacional.

1.3 Objetivos e Organização

Do ponto de vista computacional, a arTEbitrariiedade é interpretada como um processo de otimização iterativo e interativo. Alguns aspectos da criatividade humana são comparados a aspectos do modelo proposto. São colocadas as seguintes questões, e são elas que motivaram o desenvolvimento desta tese:

- o que a computação evolutiva tem de especial frente a outras técnicas de busca e otimização disponíveis na literatura?
- como conseguir um bom equilíbrio entre a participação do homem e da máquina neste processo de interação, de modo que não seja deixado a cargo do homem aquilo que (já) pode ser automatizado e não seja deixado a cargo da máquina aquilo que (ainda) não pode ser devidamente modelado matematicamente?

- como formalizar esta interação homem-máquina?

Assim, este trabalho está organizado da seguinte maneira: o Capítulo 2 trata basicamente do tema Criatividade e dos seus entrelaçamentos com a área de Inteligência Artificial. Foram aqui definidos o conceito de criatividade e suas características, bem como as questões que esse tópico, associado ao domínio computacional, tem levantado. A criatividade tem características diferentes da inteligência, mas ambas são normalmente estudadas conjuntamente. A evolução é introduzida como promotora de resultados criativos e como método de resolução de problemas. O Capítulo 3 apresenta alguns sistemas classificados na literatura como “criativos”, aplicados ao domínio visual. Aqui, eles serão tratados como sistemas aplicados à criatividade. Um destaque foi dado ao sistema Aaron, por ter sido um dos primeiros sistemas desenvolvidos com esse intuito (COHEN, 1999). O sistema evolutivo *Biomorphs*, descrito a seguir, representa um divisor de águas, tendo influenciado os demais sistemas comentados. O *Biomorphs* introduziu o AGI, o algoritmo genético interativo, também aqui aplicado. O Capítulo 4 traz uma abordagem pragmática para a computação evolutiva, fonte de algoritmos aproximados para processos de busca baseada em populações. No Capítulo 5, a arTEbitrariedade é definida como um processo de produção artística auxiliado por computador, baseado em busca iterativa seguida de interação com o artista. São apresentados os ambientes evolutivos projetados para permitir a validação da arTEbitrariedade, nos domínios visual (ArtLab) e sonoro (VOX POPULI). ArtLab e VOX POPULI são, assim, apenas contribuições assessórias da pesquisa. Ao se desejar intensificar localmente o processo de busca evolutiva, um algoritmo memético interativo (AMI) é empregado. No Capítulo 6, através de experimentos com os ambientes computacionais, aspectos relevantes da arTEbitrariedade são explorados, bem como da computação evolutiva como modelo computacional de criatividade. Finalmente, no Capítulo 7, são evidenciadas as principais contribuições da tese e são apresentadas as conclusões e perspectivas futuras.

2

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E CRIATIVIDADE

Inteligência Artificial (IA) estuda os aspectos da inteligência em geral e seus métodos para tentar habilitar os computadores a realizar feitos que a mente humana pode executar, tal como: ver, falar, contar histórias ou pensar de maneira lógica ou analógica. Mas os computadores podem ser criativos? A primeira pessoa a denunciar esse “absurdo” foi Ada Lovelace (BODEN, 1996), amiga e colaboradora de Charles Babbage, afirmando que os computadores não podem ter a pretensão de *originar* qualquer coisa. Eles podem apenas *fazer qualquer coisa que nós saibamos como ordenar* a eles que façam. Ela reconheceu que o “Engenho Analítico” de Babbage, em essência um projeto para um computador digital, poderia em princípio compor “peças de música elaboradas e científicas de qualquer grau de complexidade e extensão”, mas insistiu que a criatividade envolvida em quaisquer peças de música elaboradas e resultantes do Engenho Analítico deveria ser creditada ao engenheiro, não ao engenho. O Engenho Analítico nunca foi construído, mas Babbage reconheceu que sua máquina era capaz de, por exemplo, jogar xadrez, buscando respostas possíveis dentre

as alternativas baseadas nos movimentos permitidos a cada lance. TURING (1950 *apud* FOGEL, 1995) retrucou o argumento de Lady Lovelace, colocando que sua argumentação era equivalente a dizer que nenhuma máquina é capaz de surpreender, mas ele notou que freqüentemente as máquinas agem de maneira inesperada porque o conjunto de condições iniciais da máquina é geralmente desconhecido; então, uma previsão acurada de todos os possíveis comportamentos dos mecanismos seria impossível.

Uma interessante reflexão a respeito da criatividade das máquinas é levantada por DARTNALL (1994): desde o Iluminismo Francês há uma crescente difusão do conceito de que as pessoas podem ser um tipo de máquina. Da mesma forma, há uma percepção de que as máquinas não podem ser criativas. Assim, há uma tendência a se acreditar que as pessoas são máquinas, mas também que as máquinas não podem fazer algo que é caracteristicamente humano.

Mas, de acordo com DARTNALL (1994), há dois fatos que decorrem daí: se as máquinas não podem ser criativas, então (a) elas não podem ser inteligentes; e (b) as pessoas, que podem ser criativas, não podem ser máquinas. A primeira decorrência diz respeito à IA, e a segunda às ciências cognitivas. Se as máquinas não podem ser criativas, elas não podem ter “mentes em si”, no sentido de serem capazes de gerar suas próprias idéias, e é difícil ver como um sistema que não pode gerar suas próprias idéias pode ser inteligente. Isto seria o fim das aspirações da área de IA, ao se considerar que o objetivo maior dessa área é o de desenvolver máquinas inteligentes. Igualmente, se as máquinas não podem ser criativas, isto seria o fim da visão do Iluminismo Francês de ver o Homem como Máquina. Isto também seria um golpe no corpo das ciências cognitivas, que buscam modelos computacionais dos processos cognitivos humanos. Mas certamente, se a criatividade não é um processo computacional, ainda assim poderia ser possível simular computacionalmente aspectos associados a seus efeitos. No entanto, se as máquinas não podem ser criativas, a força motora por trás da ciência cognitiva perde-se, desde que se considere que as ciências cognitivas são movidas pela crença de que são os processos cognitivos que interessam, e que estes podem ser realizados tanto por computadores quanto por cérebros.

Assim, coloca DARTNALL (1994), quão contundentes são os argumentos contra a criatividade da máquina? O grito de que os computadores não podem ser criativos consiste

de um conjunto de gritos relacionados. Um deles é de que eles não podem ser criativos porque meramente seguem instruções, mas às vezes as pessoas são *instruídas* para serem criativas. Papa Júlio II instruiu Michelangelo para ser criativo quando o indicou para pintar o teto da Capela Sixtina. Assim, é possível ser criativo e estar seguindo instruções. A réplica a isso seria que provavelmente ele apenas deu a Michelangelo instruções bem genéricas, enquanto um computador precisa ser instruído quanto a cada pequena atividade a realizar. Mas, de fato, atualmente eles não são instruídos em cada ação que executam, pois isto requereria milhões de instruções por segundo. A réplica agora poderia ser que tudo que eles fazem decorre de instruções que eles receberam. Mas o que isto significa? Se significa que a performance da máquina literalmente decorre das instruções recebidas, então a premissa é falsa, pois se todas as instruções forem escritas num pedaço de papel, nada ocorrerá. Presumivelmente, significa que os computadores são projetados para responder de maneira previsível a suas instruções, mas mesmo isto não está claro. Significa que os computadores são previsíveis, no sentido de que nós podemos prever a saída uma vez conhecida a entrada e mais uma exaustiva enumeração de todos os estados internos da máquina? Ou significa que os estados internos também foram projetados, de forma que a criatividade é também do projetista?

Considerando inicialmente a segunda interpretação, pode-se dar a alguém uma boa educação, mas ainda a educação é *de quem* a recebeu. Pode-se ensinar alguém a pensar por si mesmo, mas ainda assim a pessoa pensa por si mesma (DARTNALL, 1994).

E a respeito da outra interpretação, que computadores são dispositivos de entrada-saída previsíveis? A argumentação é: criatividade não pode ser previsível? Júlio II poderia ter previsto que Michelangelo iria pintar a capela Sixtina *criativamente*. E a objeção provavelmente seria que Michelangelo seria criativo, não voltado para o que ele iria criar (DARTNALL, 1994).

Mas o que é esse processo criativo, ou a própria criatividade? De acordo com o dicionário, criatividade é definida como *qualidade de criador* (FERREIRA, 1975), onde *criador* é “o que cria ou criou”, e criar é “dar existência a”, “tirar do nada”. Tomada ao pé da letra essa definição, criatividade aparenta ser algo não apenas além da compreensão científica, mas mesmo impossível. Mas a criatividade existe, e traz consigo um conjunto de questões controversas (BODEN, 1996). Como a criatividade pode ser compreendida? Cada

idéia nova é criativa? Se não, qual é a diferença? A avaliação positiva é essencial? Que tipo de avaliação, e feita por quem, é relevante? A criatividade é uma categoria psicológica ou social? O processo criativo é o mesmo nas artes e nas ciências, ou estas formas de originalidade são fundamentalmente distintas? Sobre artistas e cientistas, eles têm ou precisam de personalidades diferentes da pessoa média, e talvez diferentes entre si? A criatividade pode ser medida, e se pode, como? É possível em princípio comparar duas idéias novas para mostrar que uma é mais criativa que outra? Ou este tipo de julgamento, apesar de familiar, é alguma coisa que não pode ser justificado em termos objetivos, ainda mais quantitativos? E, por último, supondo que a criatividade pode ser reconhecida, é possível explicar como ela acontece?

2.1 O que é Criatividade?

De acordo com CSIKSZENTMIHALYI (1996), criatividade não pode ser compreendida olhando apenas para as pessoas que a fazem acontecer. Assim como o som de uma árvore caindo na floresta passa despercebido se não houver lá ninguém para ouvi-lo, idéias criativas se desvanecem a menos que haja uma audiência receptiva para registrá-las e implementá-las. E sem a assessoria de expectadores competentes, não há maneira confiável de decidir se as expectativas de uma pessoa criativa, de estilo próprio, são válidas. Assim, de acordo com esse ponto de vista, criatividade resulta da interação de um sistema composto de três elementos: *uma cultura que contém regras simbólicas, uma pessoa que traz novidades dentro do domínio simbólico e um júri de especialistas que reconhecem e validam a inovação*. Todos os três elementos são necessários para uma idéia criativa, produto ou descoberta acontecer.

Não é exagero dizer que criatividade é o equivalente cultural do processo de mudanças genéticas que resultam em evolução biológica, onde variações randômicas tomam lugar na química de nossos cromossomos, além do limiar da consciência (CSIKSZENTMIHALYI, 1996). Estas mudanças podem resultar no súbito aparecimento de uma nova característica física em um indivíduo de uma dada geração, e se a característica é uma melhoria em relação às características dos demais indivíduos que competem pelos recursos limitados do meio, terá uma grande chance de ser transmitida aos descendentes. A maioria das novas características não aumenta as chances de sobrevivência e pode

desaparecer em poucas gerações. Mas algumas poucas contribuem, e são essas que contam para a evolução biológica.

Na evolução cultural não há mecanismos equivalentes aos genes e cromossomos. Portanto, uma nova idéia ou invenção não é automaticamente passada adiante à próxima geração. Instruções sobre como usar o fogo, ou a roda, ou a energia atômica não são construídas no sistema nervoso das crianças nascidas após a descoberta: cada criança tem que aprendê-las do início. A analogia dos genes na evolução da cultura são os *memes*, ou unidades de informação, que nós precisamos receber como herança para a cultura continuar (DAWKINS, 1989). Linguagens, números, teorias, canções, receitas, leis e valores são todos memes; e são estes memes que uma pessoa criativa muda, e se acontecer de as pessoas certas virem esta mudança como uma melhoria, a mudança torna-se parte da cultura.

Assim, para entender a criatividade, não basta estudar os indivíduos criativos; sua contribuição, enquanto necessária e importante, é somente um elo em uma cadeia, uma fase em um processo. Dizer que Einstein inventou a relatividade é uma simplificação conveniente; a invenção de Einstein teria sido inconcebível sem o conhecimento a priori, sem a rede intelectual e social que estimulou o seu pensamento, e sem os mecanismos sociais que reconheceram e divulgaram suas inovações.

2.1.1 O DOMÍNIO, O JÚRI E O INDIVÍDUO

Se a criatividade é entendida como uma idéia ou ação que é nova e valiosa, então não se pode aceitar o julgamento único de uma pessoa como o critério para a sua existência. Não há como saber se um pensamento é novo exceto com referência a alguns padrões, e não há maneira de dizer se ele é valioso até que ele passe por uma avaliação social. Então, a criatividade surge da interação dos pensamentos de uma pessoa com um contexto sócio-cultural. É um fenômeno sistêmico ao invés de um fenômeno individual. Para ter qualquer efeito, a idéia deve ser elaborada de maneira a ser compreensível por outros, deve ser revista por especialistas da área, e finalmente deve ser incluída no domínio cultural ao qual pertence. Assim, a criatividade é observada em termos das inter-relações de um sistema composto de três partes principais (CSIKSZENTMIHALYI, 1996).

a) *O Domínio*

O primeiro componente da criatividade é o *domínio*, que consiste de um conjunto de regras simbólicas e procedimentos. Matemática é um domínio ou, numa resolução mais fina, álgebra e teoria numérica podem ser vistas como domínios. Domínios são por sua vez aninhados no que é usualmente chamado de *cultura*, ou o conhecimento simbólico compartilhado por um grupo em particular, ou pela sociedade como um todo.

b) *O Júri*

O segundo componente, o *júri*, consiste de todos os indivíduos que atuam como os mantenedores e atualizadores do domínio. No contexto da atualização do domínio, seu trabalho é decidir se uma nova idéia ou produto deve ser incluída em um domínio. Nas artes visuais, por exemplo, o júri pode ser constituído por professores de arte, curadores de museus, colecionadores, críticos e administradores de fundações e agências do governo que lidam com a cultura. Mas estes não são os únicos agentes capazes de selecionar quais novos trabalhos artísticos devem ser reconhecidos, preservados e lembrados, pois nada impede que outros agentes sirvam como júri e que caminhos ‘não-oficiais’ sejam trilhados para se chegar a uma mudança no domínio.

Além disso, são inúmeras as situações em que um corpo de especialistas já estabelecido atua, consciente ou inconscientemente, no sentido de repudiar deliberadamente as inovações no domínio, não atendendo de forma alguma os requisitos indicados acima para caracterizar o júri, visto que não reconhecem nem legitimam qualquer inovação. Isto é particularmente evidente no contexto científico (KUHN, 1996).

Independente de quem exerce o papel de júri, de modo a definir o que deve ser feito com novas idéias e produtos, toda atualização do domínio requer a intervenção de um júri.

c) *O Indivíduo*

Finalmente, o terceiro componente do sistema criativo é o *indivíduo*. A criatividade ocorre quando uma pessoa, usando os símbolos de um dado domínio tal como música, engenharia ou matemática, tem uma nova idéia ou vê um novo padrão, e então esta novidade é selecionada pelo júri para inclusão dentro do domínio relevante. A próxima geração encontrará a novidade como parte do domínio e, se forem criativos, por sua vez, o expandirão. Ocasionalmente, criatividade envolve o estabelecimento de um novo domínio. Poderia ser argumentado que Galileu iniciou a Física Experimental e Freud inaugurou a

Psicanálise fora do domínio da Neuropatologia. Mas se Galileu e Freud não tivessem sido capazes de atrair seguidores, suas idéias não teriam muito impacto (KUHN, 1996).

Assim, a definição que segue é:

Definição 1.1

Criatividade é qualquer ato, idéia, ou produto que muda um domínio existente, ou que permite o estabelecimento de um novo domínio.

É importante ser lembrado, de qualquer maneira, que um domínio não pode ser mudado sem o consentimento explícito ou implícito de um júri que responde por ele (oficial ou extra-oficialmente). E a definição de uma pessoa criativa é:

Definição 1.2

Alguém cujos pensamentos ou ações mudam um domínio ou estabelecem um novo domínio.

Isto acima, levado às últimas conseqüências, não eliminaria a própria criatividade? E quanto aos modelos revolucionários? A resposta à primeira pergunta é *sim*. Mas os três componentes do sistema estão em contínua modificação, ou ficarão descaracterizados. Conforme os domínios *evoluem*, os *critérios de avaliação também precisam evoluir*, o que dá conta da segunda questão, quanto aos modelos revolucionários.

De acordo com CSIKSZENTMIHALYI (1996), a criatividade não é inerente a nenhum dos elementos isolados – indivíduo, júri ou domínio – nem, na verdade, a qualquer dupla de elementos. Em vez disso a criatividade é melhor compreendida como um processo dialético ou interativo em que participam todos esses três elementos (GARDNER, 1996).

Seja, por exemplo, um grupo de indivíduos de capacidade, talentos e inclinações variadas, cada um empenhado em ações de um domínio específico. Em qualquer momento histórico, esse domínio tem suas próprias regras, estruturas e práticas dentro das quais os indivíduos são socializados e de acordo com as quais se espera que eles operem. Esses indivíduos encaminham seu trabalho para o júri, que por sua vez examina os vários produtos que chamam a sua atenção. Dos muitos indivíduos e trabalhos submetidos ao escrutínio do júri, somente alguns são merecedores de atenção e avaliação continuadas. E desses trabalhos que são avaliados num dado momento histórico, somente um subgrupo é

considerado *criativo* – extremamente novo, mas apropriado ao domínio. Os trabalhos (e os trabalhadores) assim julgados passam a ocupar o lugar mais importante na dialética: eles realmente provocam uma reelaboração do domínio. A próxima geração de estudantes, ou talentos, trabalhará num domínio que é diferente, e dessa maneira a dialética da criatividade continua.

2.1.2 A INTERNALIZAÇÃO DO SISTEMA

Ainda, de acordo com CSIKSZENTMIHALYI (1996), uma pessoa que quer realizar uma contribuição criativa não apenas deve trabalhar dentro de um sistema criativo mas também reproduzir o sistema dentro da sua mente (KUHN, 1996). Em outras palavras, a pessoa deve *aprender as regras e o conteúdo do domínio, bem como o critério de seleção, de preferência do júri*. Na ciência é praticamente impossível fazer uma contribuição criativa sem internalizar o conhecimento fundamental do domínio. Artistas acreditam que um pintor não pode fazer uma contribuição criativa sem olhar, muito, a arte anterior, e saber o que outros artistas consideram bom ou ruim. Escritores dizem que é preciso ler muito e determinar quais são os critérios geralmente adotados para uma boa escrita, antes de se escrever criativamente. Resumidamente, são necessários três aspectos para ser um pensador original:

- ter uma imensa quantidade de informação, um enorme banco de dados, ou o tipo de memória necessário para se fazer as coisas que se quer fazer (*o domínio*);
- ser capaz de catalisar idéias (*a contribuição pessoal*);
- ter a habilidade de se livrar do lixo. Não se pode ter só boas idéias, e é preciso ser capaz de se livrar imediatamente das idéias ruins, das que não (aparentemente ou definitivamente) não atendem os objetivos.

Assim, para ser criativa, a pessoa tem que internalizar o sistema inteiro que torna a criatividade possível.

Criatividade e Atenção

Ao se desejar mudar alguma coisa, deve-se prestar atenção à informação a ser aprendida, e atenção é um recurso limitado. Há muita informação a ser processada a cada instante. Mesmo no caso específico dos seres humanos, uma grande parte da quota é dedicada à

tarefa de sobreviver a cada dia. Em uma vida inteira, a quantidade de atenção dedicada a aprender um domínio simbólico, tal como música ou física, é uma fração dessa quantidade já pequena. Ainda, para conseguir criatividade em um domínio existente, deve haver atenção extra disponível. Por isso, centros tais como a Grécia no século V A.C., Florença no século XV e Paris no século XIX foram lugares onde a riqueza permitiu que os indivíduos aprendessem e experimentassem mais e além do que era necessário para a sobrevivência. Também parece ser verdade que centros de criatividade tendem a ser a interseção de diferentes culturas, onde crenças, estilos de vida e conhecimentos se misturam e permitem aos indivíduos verem mais combinações e contrapontos de idéias com mais facilidade. Nas culturas que são uniformes e rígidas, um grande investimento de atenção é necessário para se obter novas maneiras de pensar. Em outras palavras, criatividade aparece mais em lugares onde novas idéias requerem menos esforço para serem percebidas.

2.2 Criatividade-H e Criatividade-P

CSIKSZENTMIHALYI (1996) distingue “Criatividade” de “criatividade”, esta última também um importante ingrediente do dia-a-dia, e que definitivamente deve ser buscado. É perfeitamente possível fazer uma contribuição criativa sem ser pessoalmente brilhante ou criativo, assim como é possível que alguém de fato criativo nunca contribua em nada para a cultura. Mas por Criatividade, com C maiúsculo, o autor entende um processo através do qual um domínio simbólico na cultura é transformado. Novos estilos, novas idéias, novas máquinas é do que a criatividade trata. Mas, para entender as razões pelas quais estas transformações não acontecem automaticamente como na evolução biológica, é necessário considerar o preço pago para a criatividade ocorrer. Demanda esforço mudar tradições. Por exemplo, memes precisam ser aprendidos antes de serem modificados. Um músico precisa aprender a tradição musical, a notação, a maneira como os instrumentos são tocados antes de pensar em escrever uma nova canção; antes de um inventor pensar em aperfeiçoar um projeto de avião ele tem que aprender física, aerodinâmica, e como se sustentar no ar (KUHN, 1996).

Também BODEN (1998) distingue dois sentidos de criatividade. Também para ela, criatividade não é uma “faculdade” especial, nem uma propriedade confinada a uma elite restrita. Ao contrário, é uma característica da inteligência humana em geral, baseada em

capacidades do dia-a-dia tais como associação de idéias, memória, percepção, pensamento analógico, busca em um espaço estruturado de representações e autocrítica. Envolve não apenas uma dimensão cognitiva – a geração de novas idéias – mas também motivação e emoção, e é estreitamente ligada ao contexto cultural e a fatores da personalidade.

Uma idéia criativa é tal que é *nova, surpreendente*, e de alguma forma *valiosa*: interessante, útil. Mas “nova” tem dois diferentes sentidos: a idéia pode ser nova com respeito somente à mente do indivíduo ou, até onde se sabe, a toda a história anterior. A habilidade de produzir novidades do primeiro tipo é chamada de criatividade psicológica, ou criatividade-P, e a última de criatividade histórica, ou criatividade-H. Criatividade-P é a noção mais fundamental, da qual criatividade-H é um caso particular (BODEN, 1998). Ainda, mesmo uma explanação psicológica está vinculada ao elemento essencial de valor. Até um clichê, que pode ser P-inovador para uma pessoa particular, pode ser validado, se expressar alguma verdade útil. Mas nem todas as idéias P-inovadoras são reconhecidas como contendo valor. Tais julgamentos de valor conduzem à extensão cultural, desde que o que é validado por uma pessoa ou grupo social pode ou não ser validado por outros grupos (BRANNIGAN, 1981).

Mas o enfoque principal de BODEN (1996) é com a *geração* de idéias criativas, não com sua *validação*; em outras palavras, com o contexto da *descoberta*, não com o da *avaliação*. Embora admita que o critério de validação possa fazer parte do processo de criação, o seu primeiro foco é como as idéias surgem na mente das pessoas.

O que significa dizer que uma idéia ‘não poderia’ ter surgido antes? Um exemplo da autora de uma novidade que claramente *poderia* ter acontecido antes é uma sentença tal como ‘Os abacaxis estão no box do banheiro, próximos às pinturas a óleo que pertenceram a Machiavelli.’ Esta sentença certamente poderia ter sido gerada pelas mesmas regras gramaticais que geram outras sentenças. Há muitas categorias de sistemas gerativos ou sistemas de produção: a gramática de uma determinada linguagem, um esquema de rima para sonetos, as regras de xadrez ou harmonia tonal, ou um programa de computador. Cada um destes pode, em algum tempo, descrever um certo conjunto de estruturas possíveis. E cada um poderia ser usado, em um tempo ou outro, produzindo determinadas estruturas. Às vezes deseja-se saber se uma estrutura particular poderia, em princípio, ser descrita por um esquema específico, ou um conjunto de regras abstratas. Exemplos: 49 é um número

quadrado? 3.591.471 é um número primo? Isto é um soneto, e aquilo uma sonata? Aquela pintura é do estilo impressionista? Aquele teorema geométrico poderia ser provado pelo método de Euclides? Aquela cadeia de palavras é uma sentença? Um anel de benzeno é uma estrutura molecular passível de descrição pela química do início do século XIX (antes do famoso e inspirado devaneio de Friedrich von Kekulé, em 1865)?

É esse tipo de questão que se aplica ao se perguntar se uma idéia é criativa ou não, ao contrário de “como ela surgiu”. Mas quando uma estrutura particular é produzida na prática, pode-se também perguntar quais processos participaram de sua produção. Um particular geômetra provou um teorema particular desta ou daquela maneira? A sonata foi composta seguindo um livro-texto sobre a forma da sonata? O arquiteto, consciente ou inconscientemente, projetou a casa tendo em mente determinados princípios formais? Kekulé baseou-se nos então familiares princípios de química para gerar sua idéia seminal sobre o anel de benzeno e, se não, como ele o produziu?

Pode-se então distinguir novidade de primeira-mão de originalidade radical:

Definição 1.3

Uma idéia meramente nova é aquela que pode ser descrita e/ou produzida pelo mesmo conjunto de regras gerativas como são outras idéias familiares. Uma idéia genuinamente original ou radicalmente criativa é uma que não pode.

Assim, Boden afirma que a atribuição da criatividade sempre envolve referência tácita ou explícita a algum sistema gerativo específico. Segue também que *restrições* – longe de serem opostas à criatividade – tornam a criatividade possível. Jogar fora todas as restrições seria destruir a capacidade de pensamento criativo. Processos puramente aleatórios, se produzirem qualquer coisa interessante de alguma maneira, resultam apenas em curiosidades primárias, não em surpresas radicais. Boden admite, no entanto, que em alguns contextos, aleatoriedade pode às vezes contribuir para criatividade. De acordo com a autora, a área de IA deve se concentrar primariamente na criatividade-P. Se bem sucedida na modelagem da criatividade-P, então em alguns casos ocorrerá a criatividade-H, o que de fato já aconteceu, como será visto no Capítulo 3. Em outras palavras, a criatividade-H é um caso particular da criatividade-P, o que é razoável, pois a criatividade-H é criatividade-P também.

Como uma contribuição importante para a concepção de modelos computacionais de criatividade, a serem devidamente explorados no contexto desta tese, BODEN (1998) também formaliza três maneiras de gerar atos, idéias ou produtos criativos, as quais serão apresentadas na próxima seção.

2.3 Três Tipos de Criatividade

Há três principais modos reconhecidos de geração de criatividade. Cada um dos três resulta em surpresas, mas somente um, o terceiro, pode levar ao “choque” que acompanha um ato, idéia ou produto realmente inovador. Logo, os indivíduos criativos universalmente reconhecidos são mais freqüentemente associados ao terceiro tipo, embora todos os tipos incluam alguns exemplos de criatividade-H.

2.3.1 CRIATIVIDADE COMBINATÓRIA

O primeiro modo, que será chamado de *criatividade combinatória*, envolve novas – ou improváveis – combinações de idéias familiares. Exemplos incluem poesia, e também analogia, onde duas ou mais idéias associadas de forma inovadora compartilham alguma estrutura conceitual coerente. Analogias são às vezes exploradas e desenvolvidas ao longo de um processo de argumentação, para propósitos de retórica ou resolução de problemas. Mas mesmo a mera geração ou apreciação de uma analogia interessante envolve um mapeamento estrutural judicioso, não necessariamente consciente, onde as similaridades da estrutura são não apenas notadas mas também julgadas em termos de sua força e profundidade.

2.3.2 CRIATIVIDADE EXPLORATÓRIA

O segundo e o terceiro modos estão estreitamente ligados, e são mais similares um ao outro do que ao primeiro. São chamados de *criatividade exploratória* e *criatividade transformadora*. O segundo modo, a criatividade exploratória, envolve a geração de novas idéias pela exploração de espaços conceituais estruturados. Isto freqüentemente resulta em estruturas, ou “idéias”, que são não apenas novas, mas inesperadas e reconhecidas quanto à satisfação das premissas do estilo de pensamento a que se referem.

2.3.3 CRIATIVIDADE TRANSFORMADORA

O último modo envolve a transformação de uma ou mais dimensões do espaço, de forma que novas estruturas que não poderiam ter ocorrido antes possam ser geradas. Quanto mais fundamental a dimensão usada, mais poderosa a transformação, e mais surpreendentes as novas idéias serão.

Estes dois modos de criatividade se confundem. A distinção entre uma mudança de ponto de vista e uma transformação é até certo ponto uma questão de julgamento, mas quanto mais bem definido o espaço, mais clara esta distinção pode se manifestar.

Muitos cientistas, artistas e músicos construíram uma respeitável reputação usando criatividade combinatória e exploratória. Isto é, eles herdaram um estilo aceito de pensamento de sua cultura e trabalharam no sentido de buscar os limites e fazer uso de todo o potencial do respectivo domínio. Mas algumas vezes o espaço conceitual conhecido era transformado, alterando, removendo ou adicionando uma ou mais dimensões. Tais transformações habilitam a geração de idéias que, com relação àquele espaço, eram anteriormente inatingíveis.

Quanto mais fundamental a transformação, ou a dimensão que é transformada, mais diferentes as possivelmente novas estruturas serão. A surpresa que acompanha tais idéias, previamente impossíveis, é muito maior que a surpresa ocasionada por meras improbabilidades, não importa quão inesperadas elas possam ser. Se as transformações são extremas, a relação entre o antigo e o novo espaço não será imediatamente aparente. Em tais casos, as novas estruturas serão ininteligíveis, e muito provavelmente rejeitadas. De fato, pode passar algum tempo para que a relação entre o espaço original e o espaço transformado seja reconhecida e genericamente aceita.

Estes três modos de criatividade constituem um modelo computacional. Em geral aqueles focados no segundo modo, exploratório, são os mais bem sucedidos, o que não significa dizer que a criatividade exploratória é fácil de reproduzir. Pelo contrário, tipicamente requer considerável conhecimento do domínio e poder analítico para primeiramente definir o espaço conceitual e a seguir especificar procedimentos que habilitem a exploração de seu potencial. Mas criatividade combinatória e transformadora são ainda mais vagas. As razões para isso, brevemente, são a dificuldade de se aproximar da riqueza da memória associativa humana e da dificuldade de identificar valores humanos

e expressá-los na forma computacional. A primeira dificuldade confunde as tentativas de simular criatividade combinatória. A última dificuldade diz respeito a qualquer modo de criatividade, mas é especialmente problemática com respeito à criatividade transformadora.

2.4 Espaços Conceituais

Com respeito ao processo mental usual no domínio relevante (química, poesia, música, etc.), se uma idéia genuinamente original ou radicalmente criativa não pode ser descrita e/ou produzida pelo mesmo conjunto de regras gerativas, como são outras idéias familiares, então uma idéia criativa é não apenas improvável mas *impossível*. Como poderia ela surgir, então? E como pode uma idéia impossível ser mais surpreendente, mais criativa que outras? Se o ato da criação não é mera combinação, ou o que KOESTLER (1964) chamou “a bissociação de matrizes não relacionadas”, o que é? Como pode a criatividade possivelmente acontecer? Para isto, BODEN (1996) introduz a noção de espaço conceitual:

Definição 1.4

Espaço conceitual é o sistema gerativo que sustenta um dado domínio e define um certo conjunto de possibilidades. As dimensões de um espaço conceitual são os princípios organizadores que unificam e dão estrutura a um determinado domínio do pensamento.

Os limites, contornos, trajetórias e a estrutura de um espaço conceitual podem ser mapeados pelas suas representações mentais: movimentos de xadrez, ou estruturas moleculares, ou melodias de jazz, por exemplo. Tais mapas mentais podem ser usados, não necessariamente conscientemente, para explorar e mudar os espaços envolvidos.

Espaços conceituais podem ser explorados de várias maneiras. Algumas explorações apenas mostram alguma coisa sobre a natureza do espaço conceitual relevante que não tinha sido explicitamente notada antes. Em contraste, outras explorações mostram os limites do espaço, e talvez identifiquem pontos nos quais mudanças possam ser feitas em uma dimensão ou outra. Às vezes o espaço conceitual envolve um processo repetitivo, movendo-se de um ponto para outro, eventualmente alcançando uma região onde algo deveria acontecer.

Para superar uma limitação em um espaço conceitual, ele deve ser mudado de alguma maneira. O espaço conceitual pode ser mudado, sem ter atingido os seus limites.

Uma pequena mudança em uma dimensão relativamente superficial de um espaço conceitual é como abrir uma porta em uma sala oculta em uma casa já construída. Uma grande mudança – uma “transformação”, especialmente em uma dimensão relativamente fundamental – é mais como a construção imediata de uma nova casa, de um tipo fundamentalmente diferente, apesar de relacionado com a casa anterior.

Um exemplo complexo de exploração estrutural e mudança pode ser encontrado na música ocidental pós-Renascentista. Esta música é baseada em um sistema gerativo conhecido como harmonia tonal. De suas origens ao fim do século XIX, as dimensões harmônicas desse espaço foram continuamente “forçadas” a abrir novas possibilidades e regiões implícitas nelas a partir do princípio. Finalmente, uma transformação maior gerou o profundamente não familiar, ainda que proximamente relacionado, espaço da atonalidade. Um outro exemplo de exploração extensa, desta vez com um mapa para guiá-la, foi a atividade científica gerada pela tabela periódica de Mendeleev. Esta tabela, produzida em 1869 para um livro-texto introdutório em Química, arranhou os elementos em linhas e colunas de acordo com as propriedades e comportamentos observados. Todos os elementos dentro de uma dada coluna eram “similares”. Mas Mendeleev deixou vazios na tabela, prevendo que elementos desconhecidos viriam eventualmente a ser descobertos para preencherem estes vazios. Em 1879, um novo elemento, o escândio, foi descoberto, com as propriedades que Mendeleev tinha previsto. Mais tarde, novos elementos foram descobertos para preencher os outros vazios na tabela. E ainda, a tabela, baseada nas propriedades observadas, foi descoberta para a classificação em termos de número atômico. Esta classificação explicava por que os elementos se comportavam na forma sistemática percebida por Mendeleev.

Os exemplos acima mostram como a exploração pode levar a novas idéias. De fato, freqüentemente resulta em novas idéias, tais como a modulação atômica, que são freqüentemente tidas como criativas. Desta forma, a exploração conceitual é um tipo de criatividade. Mas de qualquer maneira a exploração de um espaço conceitual é uma coisa, a transformação é outra.

O que é transformar um espaço conceitual? A geometria não-euclidiana, por exemplo, resultou de derrubar o quinto axioma de Euclides, a respeito de linhas paralelas se encontrando no infinito. Esta transformação foi primeiramente proposta por Lobachevsky,

como um prelúdio à exploração de um espaço geométrico de alguma forma diferente do espaço euclidiano. Somente muito mais tarde ela se mostrou útil em Física.

Um outro modo genérico de transformar espaços conceituais é “considerar a negativa”, isto é, negar uma restrição, o que é diferente de derrubá-la. Um exemplo bem conhecido da negação de uma restrição diz respeito à descoberta de Kekulé do anel de benzeno. Enquanto ele cochilava numa poltrona junto à lareira, os átomos começaram a rodopiar diante de seus olhos (INGLIS, 1987).

“Dessa vez os grupos menores ficaram, modestamente, no fundo. Meu olho mental, aguçado pela repetição de visões dessa natureza, distinguiu agora estruturas maiores, de múltipla conformação; longas fileiras, às vezes estreitamente ajustadas umas às outras; todas elas a enroscar-se, a torcer-se em movimentos serpentinos. Mas olhem! Que era isso? Uma das serpentes apanhara a própria cauda e a forma rodava zombeteiramente diante dos meus olhos. Como pelo clarão de um relâmpago, acordei.”

Esta visão foi a origem de sua intuição de que a molécula de benzeno deveria ser uma anel, uma intuição que foi posteriormente confirmada. Antes disso, Kekulé tinha suposto que todas as moléculas orgânicas eram baseadas em cadeias de átomos de carbono. Ele tinha suposto uma teoria de cadeia alguns anos antes. Mas para o benzeno, as valências dos átomos constituintes não assentavam. Pode-se compreender como foi possível passar de cadeias para anéis, caso se considerem três evidências psicológicas (BODEN, 1996). Primeiro, que cobras e cadeias estavam associadas em seu pensamento. Segundo, que a distinção topológica entre curvas abertas e fechadas estava presente em sua mente. E terceiro, que a heurística “considerar a negativa” estava presente. Tomados juntos, estes três fatores podem transformar uma “cadeia” em um “anel”.

2.5 As Questões de Lovelace

Se o comentário de Lady Lovelace significa meramente que *um computador pode fazer somente o que seu programa o habilita*, está correto. Mas tem sido questionado se seu

comentário nega qualquer “possível ligação interessante entre computadores e criatividade”. BODEN (1996) enumera quatro questões, que ela chama de questões Lovelace:

- 1) Conceitos computacionais podem nos ajudar a entender como a criatividade *humana* é possível?
- 2) Os computadores, agora ou no futuro, poderão realizar atividades que ao menos *aparentem* ser criativas?
- 3) Um computador pode *aparentar reconhecer* criatividade, em poemas escritos por humanos, por exemplo, ou em suas próprias novas idéias sobre ciência ou matemática?
- 4) Os computadores podem de fato ser criativos, ao contrário de meramente produzir uma performance aparentemente criativa, cuja originalidade é principalmente creditada ao programador humano?

As respostas que Boden propõe para as primeiras três questões são: *Sim, definitivamente; Sim, até certo ponto; Sim, necessariamente, para qualquer programa que aparente ser criativo*. O principal interesse de Boden é focado na criatividade dos seres humanos, e a abordagem computacional pode ajudar a entender como a criatividade humana é possível. Isto não significa que a criatividade é previsível, nem mesmo que uma idéia original possa ser explicada em cada detalhe após ela ter acontecido. Mas a abordagem computacional permite o esboço de uma compreensão científica de como a *intuição* ocorre.

Quanto à última das questões, vale a pena lembrar que, afinal, mesmo entre os humanos, gênios são raros. Talvez a psicologia computacional, área que extrai muitos dos seus conceitos da inteligência artificial, possa trazer algumas luzes para essa pergunta. A psicologia da criatividade pode se beneficiar da IA e da ciência da computação precisamente porque um computador pode fazer *somente* o que o seu software o habilita a fazer. Por um lado, os conceitos computacionais e sua expressão disciplinada em termos de linguagens de programação podem ajudar a especificar os princípios gerativos claramente; por outro lado, a modelagem computacional pode mostrar na prática o que um sistema gerativo em particular pode ou não pode fazer. Os resultados tendem a ser surpreendentes, pois o potencial gerativo de um programa nem sempre é óbvio: o computador pode fazer

coisas que não lhe foram ordenadas explicitamente e, também freqüentemente, falham em realizar tarefas que se acreditava terem sido especificadas em instruções. TURING (1950) já apontava para esta questão, afirmando que se é esperada a infalibilidade de uma máquina, então esta máquina não pode expressar qualquer comportamento inteligente. Repare que a possibilidade de falha não deve ser interpretada aqui apenas no sentido de erros de cálculo, mas como a possibilidade de não se atender a objetivos previamente definidos. Os algoritmos aproximados, a serem descritos no Capítulo 4 no contexto da computação evolutiva, se apresentam como casos concretos desta forma alternativa de concepção do papel do computador.

2.6 Inteligência e Criatividade

Suponhamos que se queira construir um organismo, uma forma artificial de vida que tenha a maior chance de sobreviver em um ambiente complexo e imprevisível, tal como o nosso planeta. Algum mecanismo deve ser construído nesse organismo que irá prepará-lo para confrontar tantos perigos súbitos e tirar vantagem de tantas oportunidades quantas possivelmente apareçam, caso se queira que ele sobreviva em um ambiente dinâmico e complexo (CSIKSZENTMIHALYI, 1996). Para isso, certamente o organismo projetado seria basicamente conservativo, tal que aprenda as melhores soluções do passado e se mantenha repetindo-as, tentando economizar energia, ser cuidadoso e prosseguindo com os melhores padrões de comportamento experimentados. Mas a melhor solução deveria também incluir um sistema alternativo em alguns poucos organismos que daria um reforço positivo a cada vez que eles descobrissem alguma coisa nova ou surgissem com uma idéia nova ou comportamento, imediatamente útil ou não. É especialmente importante certificar que o organismo não seria recompensado apenas por descobertas úteis, de outra forma ele seria severamente limitado no futuro, porque nenhum projetista poderia antecipar todos os tipos de situações que as espécies de novos organismos poderiam encontrar amanhã, no próximo ano ou na próxima década (CSIKSZENTMIHALYI, 1996). Assim, a melhor solução é uma que faça o organismo se sentir bem quando alguma coisa nova é descoberta, independentemente de sua utilidade presente.

Aparentemente foi isso o que aconteceu com a nossa espécie através da evolução. Através de mutações randômicas, alguns indivíduos devem ter desenvolvido um sistema

nervoso no qual a descoberta de novidade estimula os centros de prazer no cérebro. É possível que crianças mais curiosas corram mais riscos e, portanto, são mais prováveis de morrer mais cedo que os seus companheiros mais pacatos, mas é também provável que os grupos humanos que aprenderam a apreciar as crianças curiosas e as protegeram e recompensaram, de modo que alcançassem a maturidade e tivessem seus próprios filhos, tenham sido mais bem sucedidos que os grupos que ignoraram o potencial criativo em seu meio (CSIKSZENTMIHALYI, 1996).

As próprias organizações estão imersas em outros grupos e processos históricos maiores. No caso de centros de pesquisa, uma depressão econômica ou uma mudança nas prioridades políticas pode privilegiar uma linha de pesquisa e prejudicar outras. As guerras são notórias em afetar a direção da ciência e, indiretamente, das artes em geral. Os próprios testes de QI devem muito de seu sucesso à necessidade do exército americano ter uma maneira de selecionar recrutas para a Primeira Guerra Mundial. Depois, a tecnologia de teste foi transportada para o campo da educação, onde alcançou uma proeminência que muitos educadores consideraram perturbadora.

Ao se tomar como objeto de estudo os organismos que se reproduzem biologicamente, verifica-se que eles existem em um meio limitado em recursos. Por conseqüência há uma competição pelos recursos disponíveis (FOGEL, 1995). A seleção natural é inevitável em qualquer sistema auto-replicativo que preencha um espaço de recursos disponíveis, e aos poucos elimina aquelas variantes que não adquirem recursos suficientes. Então, enquanto a evolução como um processo é sem propósito, o primeiro objetivo com propósito imbuído em todos os sistemas vivos é a sobrevivência. As variantes que não exibem comportamentos que vão ao encontro desse objetivo tendem a ser eliminadas. Os comportamentos geneticamente pré-programados dos sobreviventes, e então o objetivo de sobrevivência, são reforçados a cada geração, através de intensa competição. Para qualquer organismo, ou sistema, ser inteligente, ele precisa ser capaz de tomar decisões. Talvez o atributo básico de um organismo inteligente é a sua capacidade de aprender a executar várias funções em um ambiente dinâmico, de modo a sobreviver e prosperar (CARNE, 1965 *apud* FOGEL, 1995). De acordo com ATMAR (1976 *apud* FOGEL, 1995), inteligência é a qualidade que permite ao organismo sentir, reagir, aprender e

subseqüentemente adaptar o seu comportamento ao ambiente presente de modo a melhor promover sua própria sobrevivência.

Qualquer decisão pode ser descrita como a escolha de como alocar os recursos disponíveis. Um sistema inteligente deve fazer frente a um conjunto de decisões, porque se houvesse apenas uma decisão não haveria escolha. Mais ainda, decisões requerem um objetivo. Sem a existência de um objetivo, a tomada de decisão torna-se sem sentido e a inteligência de tal entidade torna-se de uma qualidade não significativa. É importante notar que qualquer autômato cujo comportamento, isto é, pares estímulo-resposta que dependem do estado do organismo, é completamente pré-programado, não pode aprender nada, nem tomar decisões.

Mas esta definição de inteligência não precisa se restringir a entidades naturais, podendo assim ser estendida às máquinas. No contexto descrito acima, a inteligência é uma característica de tomadores de decisão orientados a propósitos, de modo que ela se aplica igualmente bem a humanos, colônia de formigas, certos tipos de robôs autônomos e assim por diante. Mais genericamente, pode ser definida da seguinte maneira (FOGEL, 1995):

Definição 1.5

Inteligência é a capacidade de um sistema adaptar o seu comportamento de modo a atingir seus objetivos em um conjunto de ambientes.

A definição acima sugere que uma formiga não pode ser inteligente, mas uma colônia de formigas sim. É evidente que esta definição de inteligência é muito genérica e pouco discriminatória, posicionando o ser humano e uma colônia de insetos num mesmo agrupamento. No entanto, ela não afirma que não podem existir gradações bem distintas de inteligência, de modo que o ser humano apresente peculiaridades de inteligência definitivamente ausentes em outros seres vivos, como o nível de desenvolvimento da linguagem, dentre muitas outras habilidades. O que é relevante apontar aqui é que não é necessário reproduzir em computador estas habilidades mais avançadas, mais elaboradas e até exclusivas do ser humano para se chegar a um sistema que expresse inteligência artificial, bastando reproduzir aquelas habilidades que conduzem ao atendimento da definição acima e que também estão presentes no ser humano, mas não são exclusivas da espécie humana.

Já os testes de criatividade devem sua existência à Segunda Guerra Mundial, quando a força aérea requisitou J. P. Guilford, psicóloga da University of Southern Califórnia, para estudar o assunto. A força aérea queria selecionar pilotos que, em uma emergência – a falha inesperada de uma engrenagem ou instrumento – respondessem apropriadamente com comportamento original, salvando a si mesmos e à aeronave. Os testes de QI usuais não tinham sido projetados para medir a criatividade. Guilford foi solicitada para desenvolver o que mais tarde se tornou conhecido como testes para o raciocínio divergente. Como psicometricista, e argumentando que a criatividade não é de forma alguma igual à inteligência, Guilford afirmou a necessidade de um arsenal de medidas que designassem *quais* indivíduos tinham potencial para serem criativos.

A idéia-chave na concepção de criatividade do psicólogo é o *pensamento divergente* (GARDNER, 1996). Pelas medidas-padrão, considera-se que as pessoas inteligentes são convergentes – pessoas que, a partir de certos dados ou de um problema difícil, conseguem chegar a muitas associações diferentes, e pelo menos algumas dessas são idiossincráticas e possivelmente únicas. Itens típicos num teste de criatividade pedem o máximo possível de usos para um tijolo, uma série de títulos para uma estória, ou várias interpretações de um desenho abstrato. Um indivíduo psicometricamente criativo pode habitualmente produzir um espectro de respostas divergentes a um item desse tipo, e pelo menos algumas delas raramente são encontradas nas respostas dos outros.

Após consideráveis debates e experimentações nas décadas seguintes ao desafio de Guilford, os psicólogos chegaram a três conclusões, sendo que a primeira delas é que criatividade não é o mesmo que inteligência. Howard Gardner mudou a maneira de se pensar sobre inteligência, desfazendo a noção comum de que ela é uma capacidade única que cada ser humano possui, em maior ou menor extensão, e introduzindo uma visão pioneira da criatividade (GARDNER, 1996). Embora esses dois traços, inteligência e criatividade, estejam correlacionados, um indivíduo pode ser muito mais criativo do que inteligente, ou muito mais inteligente do que criativo.

A segunda conclusão é que os testes de criatividade *são* reprodutíveis, ou seja, se o mesmo indivíduo faz o mesmo teste de criatividade mais de uma vez, ele provavelmente terá um escore semelhante.

A última conclusão é devastadora para as tentativas de medir criatividade usando-se testes de lápis e papel. Apesar de alguns achados sugestivos, não foi possível demonstrar que os testes de criatividade são *válidos*. Isto é, escores altos num teste de criatividade não indicam que a pessoa seja necessariamente criativa na sua atual profissão ou em atividades de lazer, e também não existem evidências convincentes de que os indivíduos considerados criativos por sua disciplina ou cultura necessariamente apresentam as habilidades de pensamento divergente, que são tidas como a marca registrada da criatividade.

Os testes de criatividade deixaram de satisfazer as expectativas que deveriam satisfazer. Muitos críticos questionaram os testes de criatividade pela visão de criatividade humana aparentemente banal incorporada por eles. Uma conduta alternativa é desenvolver itens de teste mais exigentes. Num dos testes favoritos, o teste das “três linhas”, a pessoa é desafiada a conectar nove pontos arranjados numa matriz de três a três, sem erguer o lápis. O movimento criativo neste teste consiste em estender a linha além dos limites da configuração do alvo. Esses problemas começam a refutar a acusação de banalidade, mas eles tendem a favorecer as pessoas que já estão familiarizadas com o domínio em questão, por exemplo; tecnologia de raios X, problemas geométricos; e possuem pouca relação demonstrável com a criatividade fora do ambiente de teste. Também favorece os indivíduos que se destacam na solução de problemas visuais, enquanto penalizam os que se sentem mais à vontade com números ou palavras.

Entretanto, os testes de criatividade desencadearam algumas reações construtivas entre os pesquisadores de orientação cognitiva. Os pesquisadores dessa linha de pesquisa depreciam a superficialidade dos itens psicométricos de criatividade, assim como a falta de clareza sobre os processos mentais supostamente utilizados para resolver esses itens. Em vez disso, esses pesquisadores cognitivos têm por objetivo uma investigação da resolução de problemas em escala científica baseada em computadores, um processo que exige mecanismos de pensamento criativo para a obtenção de uma solução original.

Num exemplo típico, os pesquisadores desenvolveram um programa de computador chamado BACON. Quando suprido com dados brutos (não-processados) – por exemplo, a respeito de várias pressões sobre um gás e o volume que esse gás correspondentemente ocupa – o programa computa um princípio fundamental – neste caso, a mesma razão inversa entre pressão e volume que Robert Boyle descobriu no século XVII e que veio a ser

conhecida como a lei de Boyle. Os programas de computador desse tipo conseguiram redescobrir muitas leis científicas através da indução e generalização.

No pior dos casos, essas simulações de computador constituem demonstrações ou provas de existência – ilustrações de que uma entidade computacional pode, quando alimentada com dados relevantes, produzir uma lei científica. Entretanto, isso de forma alguma prova que o BACON e os cientistas humanos empregam processos idênticos ou equivalentes. De acordo com CSIKSZENTMIHALYI (1996), o programa de computador precisa começar com o problema e os dados fornecidos na forma específica escolhida pelo cientista cognitivo, e precisa utilizar os algoritmos com que foi programado para selecionar. Em contraste, o solucionador humano de problemas precisa selecionar o problema a ser investigado, determinar quais, de uma infinidade de dados potenciais, são relevantes para a solução do problema, e verificar que tipo de análise deve fazer nos dados para chegar a uma solução, criando diligentemente novas formas de análise quando necessário.

Embora as afirmações específicas sejam um tanto quanto evidentes, a abordagem geral dos cognitivistas constitui um claro passo à frente. Pesquisadores cognitivos, entre eles Margaret Boden, descrevem como os indivíduos criativos identificam espaços de problemas e soluções que parecem promissores, investigam esses espaços em busca de abordagens apropriadas para o problema em questão e de condutas que tragam bons resultados, avaliam soluções alternativas para os problemas, empregam recursos de energia e tempo para fazer avançar de modo eficiente seu programa de investigação, e determinam quando investigar mais a fundo e quando seguir em frente e, de modo mais geral, refletem sobre seus próprios processos criadores. Alguns pesquisadores cognitivos mostraram esses princípios em ação em domínios específicos, tais como a improvisação em jazz ou a escrita imaginativa. No todo, os cognitivistas identificaram maneiras de examinar o trabalho criativo em um nível apropriado de complexidade.

2.7 Criatividade e Evolução

Não há como negar que é muito improvável que os seres vivos, tão bem desenhados, “projetados”, tenham surgido por acaso. Mas como, então, eles surgiram? A resposta de Darwin é: por transformações simples, passo a passo, a partir de inícios simples, a partir de entidades primordiais suficientemente simples para terem surgido por acaso (DAWKINS,

1991). Cada mudança sucessiva no processo evolucionário gradual era suficientemente simples, com relação ao seu predecessor, para ter surgido por acaso. Mas a completa seqüência de passos acumulados não é outra coisa senão um processo casual, ao se considerar a complexidade do produto final em relação ao ponto de partida. Mas o processo cumulativo é direcionado pelo instinto da sobrevivência.

Ao se andar ao longo de uma praia pedregosa, nota-se que as pedras não estão arrumadas aleatoriamente. As pedras menores tipicamente tendem a ser encontradas em regiões segregadas ao longo do comprimento da praia, enquanto que as maiores em diferentes regiões ou tiras. As pedras foram escolhidas, arranjadas, selecionadas. Uma tribo vivendo próxima da costa poderia querer saber ou adivinhar a respeito dessa evidência de ordem ou arranjo no mundo, poderia desenvolver um mito para explicá-lo, talvez atribuindo a um Grande Espírito no céu com uma mente meticulosa e um senso de ordem. Mas o arranjo foi realmente feito pelas forças cegas da física, neste caso pela ação das ondas. As ondas não têm propósito ou intenção, nenhuma mente meticulosa ou não meticulosa. Elas apenas energeticamente atiram as pedras em volta, e as pedras grandes e as pedras pequenas respondem diferentemente a esse tratamento, de modo que elas terminam em diferentes pontos na praia. Uma pequena quantidade de ordem emergiu da desordem, e nenhuma mente a planejou.

As ondas e as pedras juntas constituem um exemplo simples de um sistema que automaticamente gera a não-aleatoriedade. O mundo é cheio de tais exemplos, o mais simples de todos provavelmente é o buraco: somente objetos menores podem passar através dele. Isto significa que, caso se inicie com uma coleção randômica de objetos acima do buraco, e se forças os chacoalharem acima e abaixo aleatoriamente, após um certo tempo os objetos acima e abaixo do buraco estarão não-aleatoriamente ordenados. O espaço acima tenderá a conter objetos maiores que o buraco e o espaço abaixo tenderá a conter objetos menores que o buraco. Este princípio básico tem sido há muito explorado pelo homem através da peneira ou filtro.

O sistema solar é um arranjo estável de planetas, cometas e meteoros orbitando ao redor do sol, e é presumivelmente um dos muitos sistemas orbitando no universo. Quão mais próximo um satélite está do sol, mais rápido ele tem que viajar para compensar a gravidade do sol e manter-se numa órbita estável. Para qualquer dada órbita, há somente

uma velocidade em que o satélite pode viajar e permanecer naquela órbita. Se ele estivesse viajando a qualquer outra velocidade, ele poderia mover-se ou no espaço vazio, ou em direção ao sol, ou mudar de órbita. E caso se olhe para os planetas do sistema solar, cada um deles está se deslocando à velocidade exata necessária para se manter em sua órbita estável ao redor do sol. Eis aí um outro “filtro” natural, não podendo assim ser tomado como evidência de um projeto consciente.

Mas exemplos tais como o filtro não são, por si mesmos, nem de longe suficientes para os inúmeros exemplos de ordem não-aleatória encontrados nos seres vivos. Gerar uma molécula biológica como a hemoglobina, o pigmento vermelho do sangue, por uma simples filtragem seria equivalente a tomar todos os blocos de aminoácidos da hemoglobina, sacudi-los aleatoriamente e esperar que a molécula da hemoglobina se constitua por pura sorte. A quantidade de sorte necessária para isso seria impensável. A molécula da hemoglobina consiste de quatro cadeias de aminoácidos torcidas juntas; apenas uma dessas cadeias consiste de 146 aminoácidos e há 20 diferentes tipos de aminoácidos comumente encontrados nos seres vivos. O número de possíveis maneiras de se arranjar os 20 aminoácidos em cadeias de comprimento 146 é 20^{146} , denominado por Isac Asimov de número da hemoglobina (*haemoglobin number*), que é da ordem de 1 com 190 zeros à direita. Esta é a chance contra se obter a hemoglobina por pura sorte, e uma molécula de hemoglobina tem somente uma fração mínima de um ser vivo. Filtragem ou triagem simples, por si só, não é nem de longe capaz de gerar a quantidade de ordem de um ser vivo; algo mais é necessário. Para isso, é necessário uma distinção entre seleção “passo a passo” e “seleção cumulativa”. A organização encontrada nos seres vivos pode então ser interpretada como o resultado de seleção cumulativa.

A diferença essencial entre a seleção passo a passo e a seleção cumulativa é que na seleção passo a passo as entidades selecionadas ou escolhidas, pedras ou quaisquer que sejam, são escolhidas de uma vez por todas. Na seleção cumulativa, por outro lado, elas se reproduzem ou, de outro modo, os resultados de um processo de triagem são alimentados em uma triagem subsequente, a qual é alimentada no próximo, e assim por diante. As entidades estão sujeitas à seleção ou escolha de muitas gerações em sucessão. O produto final de uma geração de seleção é o ponto de partida para a próxima geração de seleção, e assim por diante, por muitas gerações. A seleção cumulativa, seja na seleção artificial como

num modelo computacional, ou na seleção natural como no mundo real, é um procedimento de busca eficiente, e suas conseqüências são muito semelhantes à inteligência criativa. Procedimentos efetivos de busca tornam-se, quando o espaço de busca é *suficientemente* grande, indistinguíveis da verdadeira criatividade (DAWKINS, 1991).

Há uma grande diferença entre seleção cumulativa, na qual qualquer melhoria, ainda que pequena, é usada como uma base para construção futura, e a seleção passo a passo, na qual cada nova tentativa é uma única. Se o progresso evolutivo se limitasse à seleção passo a passo, não teria chegado a lugar algum. Mas se, de alguma maneira, as condições necessárias para a seleção cumulativa tivessem sido instaladas pelas forças cegas da natureza, estranhas e surpreendentes seriam as conseqüências. Nuvens, por exemplo, não são capazes de entrar na seleção cumulativa. Não há mecanismo em que nuvens de forma particular possam dar origem a novas nuvens parecidas consigo mesmas. Certamente, nuvens se quebram e formam nuvens “filhas” às vezes, mas isto não é suficiente para a seleção cumulativa.

A Evolução, aqui com E maiúsculo, não tem nenhum objetivo distante, nada para servir como um critério para a seleção. Na vida real, o critério para a seleção é sempre a curto prazo, seja a sobrevivência simples ou, mais genericamente, o sucesso reprodutivo. O que aparenta ser o progresso em relação a algum objetivo distante é sempre uma conseqüência incidental de muitas gerações de seleção imediata. A seleção natural cumulativa é cega quanto ao futuro e não tem objetivos de longo prazo. Mas, se o processo é cego, a curto prazo, não há dúvida que muitos resultados criativos podem surgir dele, a longo prazo.

Um modelo computacional pode suprir este ponto. Na vida real, a forma de cada animal individual é produzida pelo desenvolvimento do embrião. A evolução ocorre porque, em gerações sucessivas, há pequenas diferenças no desenvolvimento. Estas diferenças surgem por causa de mudanças – mutações e recombinações, os quais são exemplos de operadores que introduzem aleatoriedade no processo – nos genes controlando o desenvolvimento. Há muitas maneiras de se implementar essas operações num modelo computacional (DAWKINS, 1991).

2.8 A Evolução e o Método Científico

As novas teorias científicas normalmente representam uma mudança no domínio existente, ou então o estabelecimento de um novo domínio. Sendo assim, por definição, o método científico deve envolver a criatividade. Se a evolução apresenta resultados criativos, é possível que haja alguma associação entre evolução e o método científico.

De fato, o método científico descreve adequadamente os mecanismos envolvidos num processo evolutivo, pois ambos vão envolver combinação, exploração e transformação de espaços conceituais. Isto será visto na seqüência para o método científico (FOGEL, 1995), mas apenas no Capítulo 4 um estudo equivalente será realizado para a evolução. Esta forte vinculação entre evolução e método científico deriva de inúmeras associações e analogias possíveis, mas a mais marcante sem dúvida é a natureza cumulativa de eventos iterativos, que fundamenta ambos os paradigmas.

Da linha de argumentação acima, pode-se extrair duas conclusões importantes:

- a eficácia do método científico pode ser diretamente empregada para demonstrar que os processos evolutivos são eficazes, devido à equivalência entre ambos;
- a necessidade de etapas criativas ao longo da aplicação do método científico implica a necessidade de etapas equivalentes ao longo do processo evolutivo.

1. *Observe algum fenômeno do universo;*
2. *Proponha uma solução tentativa, ou seja, uma hipótese, consistente com o fenômeno desejado;*
3. *Repita os passos abaixo até que não haja mais discrepância entre teoria e experimento ou observação:*
 - 3.1 *Use a hipótese para realizar previsões;*
 - 3.2 *Teste estas previsões através de experimentos ou novas observações;*
 - 3.3 *Modifique a hipótese com base nos resultados do teste.*

Algoritmo 2.1 – Versão básica do método científico

O método científico é um processo iterativo que facilita o ganho de conhecimento sobre os processos existentes num ambiente observável. Aspectos desconhecidos do ambiente são estimados e novas informações são coletadas e de alguma forma associadas a

informações prévias ou resultados conhecidos, derivados de medidas recentemente adquiridas.

Uma nova teoria científica se mostra necessária quando há uma disparidade reconhecida entre a realidade dos fatos e os indicadores da teoria em vigor. Uma versão básica do método científico pode ser apresentado no algoritmo 2.1 (KUHN, 1996).

Quando a consistência, ou ausência de discrepância, é obtida, a hipótese (ou conjunto de hipóteses) se torna uma teoria, a qual fornece um conjunto coerente de proposições que explica uma classe de fenômenos do universo (VON ZUBEN, 2001). Assim, uma teoria científica não é aceita por causa do prestígio ou poder de convencimento do seu proponente, mas através de observações e/ou experimentos que podem ser reproduzidos por qualquer pessoa interessada em validá-la (refutá-la ou aceitá-la). No entanto, nem sempre os experimentos podem ser realizados. Ao se estudar o cosmo, por exemplo, todas as informações são obtidas através da observação de fenômenos e realização de medidas. Neste caso, as teorias são baseadas na extração de regularidades nos dados obtidos, ou *busca de padrões*, as quais são então explicadas por leis físicas.

Os resultados obtidos usando um método científico são reprodutíveis, o que garante que toda teoria científica pode ser submetida a um processo de validação. Em outras palavras, toda teoria científica é passível de reprodução. De fato, geralmente os experimentos e observações são repetidos muitas vezes e, caso as hipóteses originais que fundamentam uma teoria não sejam verificadas, a origem dessa discrepância deve ser alvo de intensa investigação, de modo a conduzir ao refinamento, abandono ou substituição por uma nova teoria que esteja de acordo com os dados produzidos pelos experimentos e/ou observações. Para tanto, novas hipóteses são levantadas e testadas, até que uma nova teoria seja validada.

É evidente que todo processo de validação depende da capacidade de obtenção e análise de dados. Quanto menor a qualidade da informação obtida por experimentação ou observação, menor a capacidade de refutação e maior o elenco de teorias científicas passíveis de aceitação. Por outro lado, quanto maior a qualidade da informação obtida por experimentação ou observação, maior a capacidade de refutação e menor o elenco de teorias científicas passíveis de aceitação. Surge então a necessidade de distinção entre teorias científicas e não-científicas. Os dois exemplos a seguir servem a este propósito:

Teoria 1: Marte é povoada por homens verdes pequenos que podem ler a mente de todos os terráqueos e irão se esconder toda vez que um terráqueo estiver observando o planeta ou o explorando in loco, à procura deles.

Teoria 2: Não há homens verdes pequenos em Marte.

A teoria 1 não é científica, pois os homens verdes pequenos foram concebidos de modo a nunca serem observados. Assim, essa teoria não é refutável. A teoria 2 é científica, pois pode ser refutada caso se encontre um único exemplar de homem verde povoando Marte.

Sendo assim, a afirmação de que a ciência não pode incorporar nada que não tenha sido provado, a qual representa uma crítica freqüente ao método científico, não se aplica; trata-se de uma interpretação errônea do método científico. A essência do método científico está no fato de que a ciência não pode incorporar nada que não admita ser refutado um dia (POPPER, 1992). Fatos considerados impossíveis no passado, assumindo a irrefutabilidade das teorias científicas então em vigor, certamente levaram ao abandono temporário de muitas teorias científicas que hoje representam uma realidade. Mas em virtude da natureza refutável das teorias científicas, esta realidade de hoje em nenhum momento pôde ser considerada uma impossibilidade pela própria ciência. Há uma clara distinção, portanto, entre aquilo que hoje não pode ser refutado, ou que sustenta as teorias científicas que estão em evidência, e aquilo que nunca pôde nem poderá ser refutado, que nunca poderá sustentar nenhuma teoria científica.

Conclui-se, assim, que o método científico representa um processo poderoso de proposição de hipóteses que ainda não podem ser refutadas, embora sejam refutáveis, e portanto são candidatas a descrever a verdade dos fatos ou, mais precisamente, a explicar a realidade observável (POPPER, 1992).

De acordo com o esquema adotado para descrever o método científico (veja figura 2.1), quando um novo conjunto de fenômenos precisa ser explicado por uma teoria científica, mas não pode ser descrito de forma consistente pelas teorias científicas já propostas e até então não refutadas, há a necessidade de conjugação de aspectos

complementares de teorias existentes, proposição de refinamentos de alguma teoria existente, ou então concepção de novas teorias. Sendo assim, os conceitos de combinação, exploração e transformação de espaços conceituais passam a ser fundamentais para explicar o método científico.

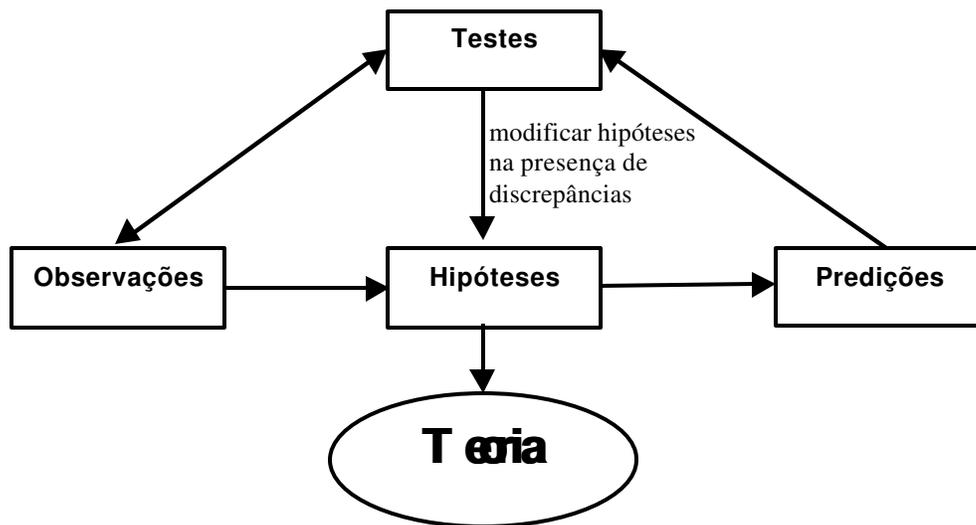


Figura 2.1 – Diagrama descritivo do método científico

FOGEL (1995) realizou um estudo preliminar a respeito da equivalência entre evolução e o método científico, mostrando que há associações diretas entre estes dois paradigmas. Nesta tese, a associação vai se dar em termos dos tipos propostos para a geração da criatividade, presentes em ambos. Os conceitos de combinação, exploração e transformação de espaços conceituais, no contexto de evolução, serão melhor abordados no Capítulo 4.

3

SISTEMAS APLICADOS À CRIATIVIDADE

No decorrer das décadas, muitas têm sido as tentativas de construir programas que capturam aspectos dos processos criativos em todos os tipos de domínio. O campo é muito vasto para percorrer em um único capítulo. BODEN (1990) apresentou um excelente sumário de vários tipos de projetos. Inteligência Artificial é o campo em que muito dessa pesquisa acontece e três principais áreas desta ciência estão comumente envolvidas na pesquisa associada a sistemas criativos: sistemas baseados no conhecimento, gramáticas e busca iterativa.

Sistemas baseados no conhecimento (SBC) existem em várias formas, mas sua característica é a incorporação do conhecimento do especialista de algum domínio, usualmente na forma de regras. Certamente, desde que um SBC precisa de regras de um especialista de um domínio, as regras em si precisam ser adquiridas do(s) especialista(s). De acordo com a discussão do Capítulo 2, isto eliminaria a possibilidade de um SBC ser criativo, mas resultados aparentemente úteis e agradáveis podem surgir de uma “exploração

restrita” dentro da abrangência do conhecimento em estudo. Isto tem sido freqüentemente visto em SBCs aplicados à música, que incorporam conhecimento do estilo de um compositor particular e que são usados para produzir novas composições naquele estilo. Por exemplo, EBCIOGLU (1988) discute um sistema que harmoniza corais no estilo de J. S. Bach, e PACHET *et al.* (1996) discutem um sistema para improvisações em jazz em tempo real. Ambos incorporam vários aspectos do conhecimento sobre os estilos das músicas nos domínios de interesse, e tentam gerar novidades dentro das possibilidades admitidas pela implementação.

Gramáticas representam uma maneira alternativa de representar conhecimento em um dado domínio. As gramáticas incorporam regras sobre as linguagens. A gramática da língua inglesa, por exemplo, especifica que os adjetivos devem ser apresentados antes dos nomes a que se aplicam; na língua portuguesa esta regra pode ou não se aplicar. Em ambas, e de fato na maioria das linguagens naturais, violações das regras tendem a ser permitidas, e esta flexibilidade facilita a criatividade. As gramáticas têm ocupado uma parte da IA por várias razões, usualmente referindo-se à tentativa de compreender computacionalmente as linguagens naturais, ou traduzi-las de uma para outra. Seu papel na criatividade abrange desde projetos arquitetônicos ou composições musicais até comandos numa linguagem. Por exemplo, um trabalho pioneiro neste tema foi realizado por STINY & MITCHELL (1978 *apud* BODEN, 1996) que compilou uma gramática para o projeto de vilas no estilo Palladio. Trabalhos posteriores incluem os de KONING & EIZENBERG (1981 *apud* BODEN, 1996), que apresentaram uma gramática para a geração de projetos de casa no estilo das casas de Frank Lloyd Wright.

Os sistemas descritos a seguir estão entre aqueles classificados na literatura como “criativos”. Aqui, serão tratados como sistemas aplicados à criatividade. Todos eles já receberam várias menções, de diferentes áreas do conhecimento, e traçam uma linha histórica que vai dos sistemas baseados no conhecimento até os sistemas baseados em algoritmos evolutivos. Há ainda muitos outros, sendo que a escolha por aqueles que serão apresentados nas próximas seções aconteceu por serem bastante representativos do que se pretende tratar nesta tese.

3.1 AARON, UM ARTISTA BASEADO NO CONHECIMENTO

Entre os mais provocativos de todos os sistemas aspirando à criatividade está Aaron, um artista computacional desenvolvido no decorrer de duas décadas por Harold Cohen, um pintor e professor de arte. A primeira vez em que exibiu seu trabalho foi em uma conferência da área de computação em 1971. No início de 1972, Cohen expôs no Los Angeles County Museum of Art. Para o catálogo, ele declarou que iniciou usando o computador buscando formatos explicitamente estruturados para certos jogos de cores e somente gradualmente veio a perceber, talvez inadvertidamente, que achou os aspectos estruturais reunidos mais absorventes que as próprias cores. Os novos desenhos eram como mapas e de três diferentes tipos, que Cohen caracterizou como mapas de contornos, mapas territoriais, e quebra-cabeças. Exemplos de desenhos realizados por programas para a exposição “Three Behaviors for Partitioning Space”, apresentadas por Harold Cohen em Los Angeles são mostrados nas figuras 3.1, 3.2 e 3.3. Ele acreditava que todos compartilhavam de uma característica em comum: todos envolviam a partição do espaço da tela, apesar de em maneiras distintas e com resultados distintos do ponto de vista da manipulação das cores. Mas estes primeiros desenhos endereçaram uma questão fundamental: eles tinham sido gerados por uma máquina. A máquina era alimentada apenas com umas poucas regras para fazer desenhos; não sabia nada a respeito do mundo, nem tinha nenhum propósito de comunicação. Quando um artista desenha, pergunta-se o que ele tem em mente, não o que ele tem nas mãos. Mesmo quando ele tem uma grande habilidade, admira-se a habilidade e ainda pergunta-se o que o artista tem em mente que requer tal habilidade. Mas o plotter executa não mais e não menos do que é comandado, de modo que a ação está com o computador. A analogia implícita mente-mão / computador-plotter deveria ser tratada com cuidado. Desde que Cohen escreveu os programas para a geração dos desenhos, ele deu à máquina sua identidade. A máquina estava fazendo o que ele, Cohen, tinha em mente (MCCORDUCK, 1991).

Cohen estava fazendo a inevitável extensão do argumento de Leonardo da Vinci: o trabalho manual envolvido na pintura não é mais essencial ao processo de produção artística do que o trabalho manual envolvido em escrever poesia. Mas as pessoas confrontadas com o plotter tinham que ser lembradas: o conhecimento estava residente em um programa que animava o computador, e o conhecimento tinha sido extraído da mente de

Cohen. E o que ele tinha em mente? Declarado no catálogo, desde que ele estava trabalhando com computadores, ele não tinha em mente fazer desenhos naturalistas a pastel. Não porque seria difícil, mas porque seria inapropriado. Mas ele também não tinha em mente desenhar aquelas intermináveis figuras geométricas identificadas como “computer art”. O que o fascinava no computador não era a sua precisão, nem sua prodigiosa capacidade para executar tarefas, nem mesmo sua versatilidade; era a sua habilidade de construir uma função de tomada de decisão complexa, que beirava os estranhos e lógicos processos humanos. A máquina não era importante para ele, mas o seu uso tornava possível a formulação precisa e rigorosa de modos de clarificar aqueles processos e os processos em geral envolvidos nas atividades artísticas. Oito anos mais tarde, o filósofo francês Jean-François Lyotard observaria que tais atos de exteriorização estavam transformando a natureza de todo o conhecimento, e radicalmente predisse que qualquer conhecimento não traduzível dessa maneira seria abandonado.

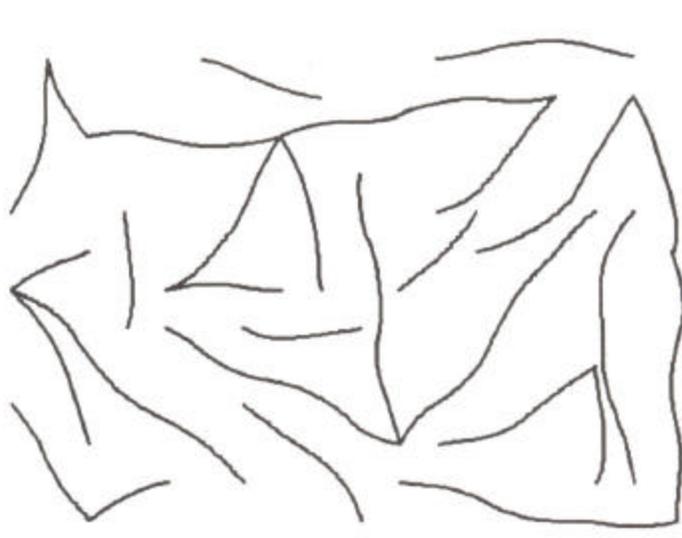


Figura 3.1 – Mapas de contornos (McCorduck, 1991)

Para Cohen, usar o computador não é essencialmente diferente de modos alternativos de comportamento em arte, mas programar um computador para fazer escolhas ao invés de escolher por si mesmo é essencialmente diferente. Ao ser uma vez indagado sobre o que ele entendia por inspiração, ele respondeu: “Para mim, só existe uma coisa: *escolha*”. Após a implementação de um procedimento computacional simples, de seguir um

caminho até o fim e então retornar até um ponto de quebra, e iniciar novamente ao longo de um outro caminho, o programa passou a se chamar “Tree-Search”.

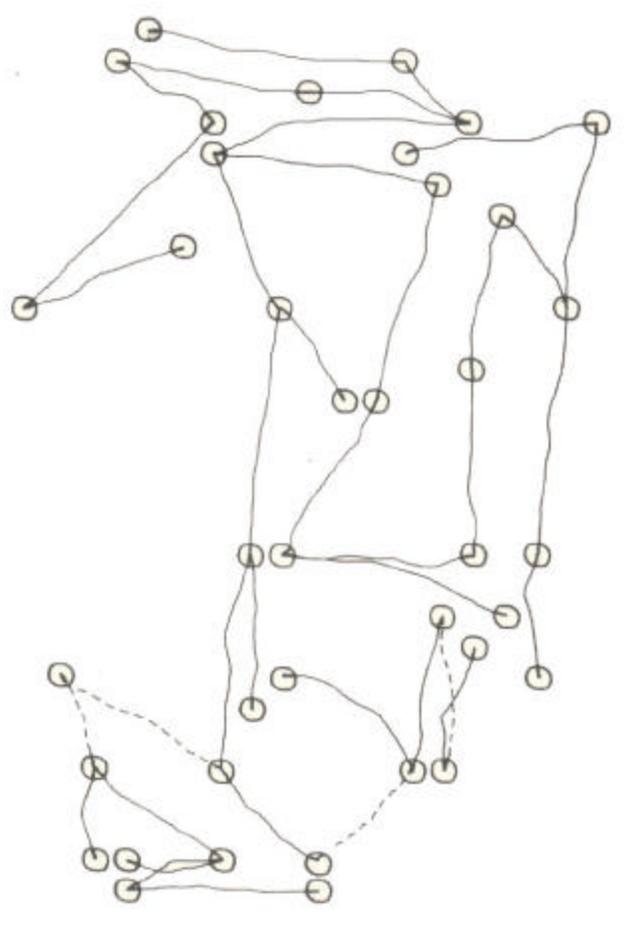


Figura 3.2 – Mapas territoriais (McCorduck, 1991)

Harold Cohen é um caso muito especial porque diz respeito a um artista que teve grande prestígio na Inglaterra nos anos 60 e que poderia ter dado continuidade a uma carreira estável e confortável, se alguma inquietação profunda não o tivesse levado a abandonar a pintura, migrar para os Estados Unidos, e integrar-se a um circunspecto grupo de cientistas que promovia pesquisas no terreno da Inteligência Artificial, na tentativa um tanto quixotesca à época, de construir uma *máquina de pintar controlada por computador*. Carente de formação matemática e científica, Cohen teve de amargar mais de uma década estudando linguagens de computador, até que estivesse em condições de mostrar publicamente sua máquina funcionando ao vivo e produzindo pinturas remotamente figurativas. O mais curioso nas imagens produzidas pelo Aaron é que elas não apenas

jamais repetem a iconografia e a geometrização convencionais da computação gráfica, como também não se repetem a si mesmas. O programa se baseia em uma série de regras e metas, mas situações aleatórias se encarregam de suavizar a rigidez dessas diretrizes. Além disso, um sistema de *realimentação* faz o computador voltar sempre para trás, na tentativa de se corrigir, se aperfeiçoar, checar o seu progresso e determinar os passos a serem dados em seguida. Não existindo uma autoridade central que controle o cumprimento integral das regras e metas, o sistema depende então de agentes autônomos que se comunicam apenas no plano local, como se fossem formas orgânicas tentando se adaptar ao ambiente (MACHADO, 1997).

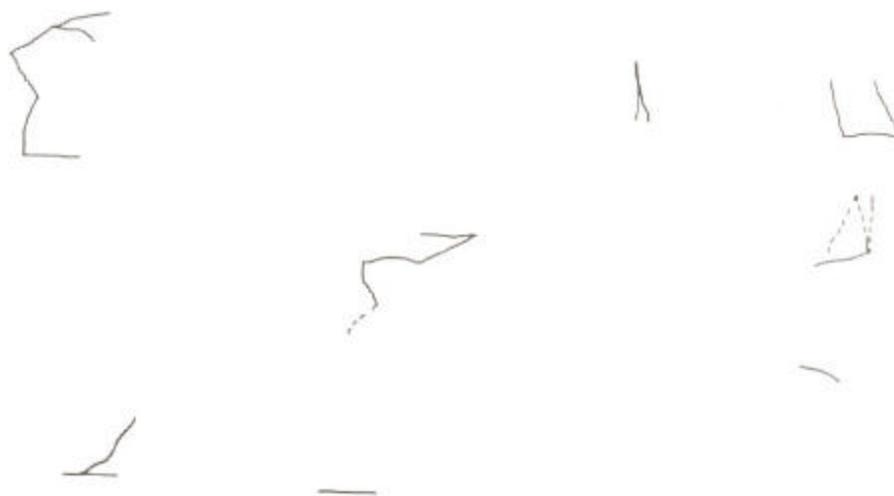


Figura 3.3 – Quebra-cabeças (MCCORDUCK, 1991)

Se os quadros concebidos pelo *Aaron* não suportam termos de comparação com obras de Pollock, Newman, Rothko ou Dubuffet, é preciso considerar, entretanto, que Cohen não visa exatamente resultados em termos de imagens, mas o processo de construção de *Aaron* como um meio de explorar as suas próprias idéias sobre arte. Em geral, Cohen sempre evitou expor os desenhos, mas preferia mostrar a própria máquina produzindo-os, não porque os desenhos não fossem bons por sua avaliação ou a partir da crítica, mas porque o objetivo principal de *Aaron* é “*clarificar os processos envolvidos nas atividades de fazer arte*” (COHEN *apud* MCCORDUCK, 1991). Sua obra é *Aaron* e não as imagens que este último permite conceber.

Cada um dos desenhos de Cohen explora um certo estilo de desenho de linha e um certo tema (BODEN, 1996). O programa pode desenhar acrobatas com grandes bolas de praia (ver figura 3.4), por exemplo, ou figuras humanas na profusa vegetação de uma selva.



Figura 3.4 – Desenho a computador (BODEN, 1996)

Da mesma forma que os artistas figurativos têm que saber sobre as entidades que eles estão representando, cada programa precisa de um modelo interno de seu tema, que é o seu sistema de produção, ou a “gramática do corpo”, no caso, que especifica, por exemplo, não somente a anatomia do corpo humano (dois braços, duas pernas), mas também como as várias partes aparecem dos diferentes pontos de vista. O braço de um acrobata apontando para o observador se apresentará em escorço; um braço flexionado terá um bíceps saliente; e um braço atrás do corpo de um outro acrobata estará invisível. O programa pode desenhar acrobatas com apenas um braço visível, mas não pode desenhar acrobatas com um único braço, pois o seu modelo do ser humano não suporta tal representação. Os programas contêm regras lidando com a estabilidade do corpo humano e com o balanço da pintura,

algumas das quais podem implicitamente ou explicitamente assumir que todas as pessoas têm quatro membros. Assim, uma pessoa com um único braço colocada cuidadosamente no papel pareceria “desbalanceada”, se o critério estético guiando a colocação supusesse uma pessoa de dois braços. O *critério de avaliação* pode entrar na geração da estrutura conceitual, bem como na sua seleção/rejeição posterior.

Os programas de Cohen são como desenhistas de um único estilo. O estilo pode ser bastante rico, ou o sistema gerativo bastante poderoso, de modo que os desenhos sejam individualmente imprevisíveis; mas o estilo é facilmente reconhecido. Somente Cohen pode mudar as restrições contidas no programa, habilitando-o a desenhar figuras que não foram desenhadas antes. Para ser capaz de transformar seu estilo, um programa precisaria de uma meta-representação das restrições usadas no nível inferior. O potencial criativo de um sistema auto-transformante depende de como ele representa a sua habilidade, e quais heurísticas estão disponíveis para modificar aquelas representações e então aumentar o seu poder de expressão.

3.1.1 O COMPORTAMENTO-X

Cohen (1999) não considera Aaron criativo. Enfatiza ainda que “criativo” é um termo que, se puder, não usa, mas confessa que quando pensa na produção de um Bach ou Mozart, entre outros, acha difícil negar que de fato há um “comportamento-X” que aparenta ser distinto de inteligência, e tenta identificar nos seres humanos elementos essenciais do comportamento-X, seja ele chamado de criatividade ou não, seja ele distinto de inteligência ou não. Apesar de Harold Cohen reconhecer não ter a formação psico-pedagógica necessária para a análise que será relatada a seguir, ele tinha sua filha Zana, na época com quatro anos. Os determinantes do comportamento de Zana eram relativamente ditados pela inexperiência, e começou a observar o seu comportamento no desenho. Observou o rabisco, a passagem para as formas fechadas, a *descoberta* de dois narizes (narinas), a aplicação de estratégia aprendida na escola, ao colocar a mão no papel para desenhá-la. Neste caso, ela sempre fechava a forma ao levantar a mão do papel, ilustrando a preocupação cognitiva com a forma fechada. Após isso, começaram a surgir sugestões de unhas e juntas nos dedos. Quando começou a desenhar aqueles pequenos brinquedos à corda que caminham, colocou pernas nos desenhos, apesar de que os brinquedos não tinham pernas.



**Figura 3.5 – “Baleia lançada à praia na Holanda”.
Gravura, 1598.**



**Figura 3.6 – Anônimo, italiano: “Baleia lançada à praia em
Ancona”. Gravura, 1601.**

Vale a pena comentar aqui que isto não é essencialmente um erro, apesar de revelar uma falha de observação, mas uma evidência clara de que, ao desenhar, crianças e adultos representam os *modelos internos* do mundo externo, e não o mundo em si. GOMBRICH (1989) ilustra bem isso, através de uma gravura romana de 1601, que alega que a estampa representa uma gigantesca baleia lançada à praia perto de Ancona (veja figura 3.6) e “desenhada exatamente a partir do natural” (*Ritratto qui dal naturale appunto*). A alegação

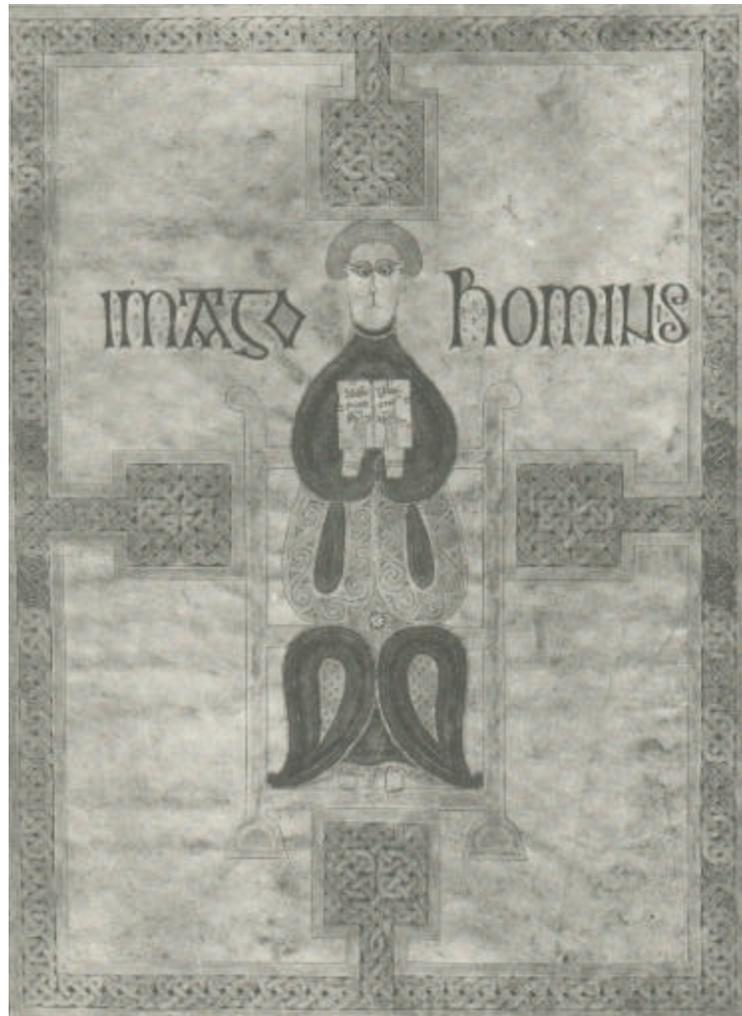
seria fidedigna se não existisse gravura anterior registrando incidente semelhante na costa holandesa, em 1598 (veja figura 3.5). Mas, sem dúvida, os artistas holandeses do fim do século XVIII, mestres do realismo, eram capazes de retratar uma baleia. Pois não foi o caso desta vez, ao que parece; o animal aparenta ter orelhas. O desenhista enganou-se, tomando uma das nadadeiras do cetáceo por orelha, e por isso colocou-a perto demais do olho. Também ele foi induzido por um esquema familiar, o esquema da cabeça típica. Desenhar qualquer coisa desconhecida apresenta maior dificuldade do que geralmente se imagina, e essa provavelmente foi a razão pela qual o artista italiano anônimo preferiu copiar a baleia de outra gravura. Não é colocada em dúvida a parte da legenda que dá a notícia como procedente de Ancona, mas o trabalho de copiar outra vez a baleia do natural não foi realizado.

HOFSTADTER (1985) enfatiza que a percepção de uma pessoa sobre uma situação é normalmente distorcida por conceitos de alto nível e objetivos. No exemplo sugerido por ele, há três observadores numa mesma sala: o primeiro vê uma mulher no canto tricotando com agulhas de madeira. O segundo vê uma mãe carinhosa cuidadosamente remendando a roupa rasgada do filho; e o terceiro vê uma cansada trabalhadora proletária explorada pelo capitalismo. De fato, esses três observadores podem estar todos dentro de uma única cabeça: dependendo do interesse em cada momento, alguém pode ver a cena de qualquer destas maneiras. Em cada caso, a representação da situação é relevante aos interesses do observador.

3.1.2 ADAPTAÇÃO E O COMPORTAMENTO-X

Cohen é inclinado a pensar que há uma diferença entre o conhecimento que foi internalizado ao ponto em que o especialista não mais se percebe recorrendo a ele, e o conhecimento que não foi conscientemente adquirido em primeiro lugar, de forma que o especialista nunca soube que ele o tinha. Ainda de acordo com COHEN (1999), adaptação ou reciclagem de formas e tecnologias de produção em contextos outros, além daqueles em que as formas e as tecnologias se originaram, é clara característica do desenvolvimento de crianças, bem como de manifestações de comportamento-X em adultos. Para a pequena Zana, uma linha longa ligada a uma forma fechada tornou-se uma margarida; linhas curtas saindo de uma forma fechada produziram o sol ou um leão. Ainda, Cohen observou que

alguns meses depois Zana começou a introduzir “textos” em seus desenhos, já que os livros, lidos por seus pais, eram parte de sua vida.



**Figura 3.7 – O símbolo de São Mateus, C. 690.
Página com iluminura dos Evangelhos de
Echternach (GOMBRICH, 1986)**

Muitos são os exemplos nesse sentido, sendo que GOMBRICH (1986) ilustra com o símbolo de São Mateus (figura 3.7). Os escribas de Nortúmbria, Inglaterra, eram maravilhosamente hábeis no entrelaçamento de formas e no desenho de letras. Diante da tarefa de copiar a imagem de um homem, símbolo do evangelista São Mateus, oriundo de uma tradição inteiramente diversa da sua, deram-se por satisfeitos em construí-la com as unidades que sabiam manejar com tanta perícia. A solução é *criativa*, por enfrentar o

desafio do insólito de modo surpreendente e bem-sucedido: o artista maneja a forma das letras como maneja seu instrumento, com completa segurança, criando dela a imagem simbólica de um homem.

Todos os artistas já tiveram a oportunidade de experimentar a descoberta de algo não-intencional surgindo no seu trabalho, mas que causou uma mudança de direção, e a esta observação Cohen atribui um elemento crítico do comportamento-X: o indivíduo descobre algo em seu trabalho que não havia sido conscientemente colocado lá. Se estas *propriedades emergentes* resultam da justaposição de elementos conceituais díspares, ou se resultam da complexidade tecnológica da forma de produção, não importa. O indivíduo encontra propriedades no trabalho que não foram conscientemente buscadas nem intencionadas, mas que sem dúvida derivaram em novas estruturas conceituais, novas maneiras de usar a tecnologia, ou mesmo sugerem a modificação de estrutura ou uso de objetivos previamente concebidos. Mas, se a emergência é um componente necessário do comportamento-X, não é um componente suficiente. Para o comportamento-X se manifestar para o artista maduro, o artista deve também notar que algo emergiu, e estar preparado para atuar sobre o que aquele algo sugere. O comportamento-X normalmente não se manifesta num simples e inesperado relance, mas numa contínua capacidade de auto-modificação ou adaptação.

3.1.3 OS ELEMENTOS DO COMPORTAMENTO-X

Em essência, COHEN (1999) reconhece, ao observar sua filha, três elementos presentes na realização de uma atividade. Primeiro, a *emergência*, que implica numa sucessão de eventos suficientemente complexa para garanti-la. Segundo, a *atenção* de que algo emergiu, e aqui ele distingue atenção consciente da inconsciente. Somente uma pequena parte de toda a informação apresentada aos sentidos é consciente, o que não significa que desaparece sem deixar resíduo. Mas há evidências de que a maior parte da informação que chega ao cérebro não é absolutamente consciente. Terceiro, sem a qual dificilmente se saberia que a atenção ocorreu, é a *disposição* de agir de acordo com as implicações do que emergiu. Isto certamente implica numa motivação distinta em cada indivíduo. Além disso, Cohen acrescenta um quarto elemento ainda não observado na pequena Zana: *conhecimento*. Em sua opinião, uma grande quantidade de conhecimento em alguma área

não garante que o comportamento-X acontecerá em um indivíduo, mas o comportamento-X não acontecerá sem ele.

Quanto de cada desses elementos pode se esperar que se manifeste em um programa de computador? Quanto ao primeiro elemento, a emergência, aparentemente não há problema quanto à crescente complexidade de um programa a não ser a capacidade do programador de manter controle do que o programa está fazendo. Quanto ao terceiro elemento, a disposição, certamente um programa pode ser escrito de forma a atuar sobre o que lhe é solicitado, desde que seja provido o código necessário. Quanto ao quarto elemento, o conhecimento, não há em princípio razão pela qual um corpo de conhecimento arbitrariamente grande, relativo a um tema específico, não possa ser fornecido a um programa.

O problema está quanto ao segundo elemento, a atenção do programa quanto às propriedades que emergem, imprevistas e não antecipadas, de suas ações. Mas certamente este não é o único problema, deve estar claro que a maneira como as questões foram respondidas com relação a um programa de computador não significa o mesmo que significaria com respeito a um ser humano. É verdade que pode ser dado a um sistema uma quantidade de conhecimento arbitrariamente grande, mas isso não significa que seria este conhecimento o usado por um ser humano ao resolver o mesmo problema. Pode ser verdadeiro que o programa possa ser escrito para atuar de acordo com o que o programador deseja, mas certamente isto não é o mesmo que um ser humano atuando de acordo com o que ele quer, ou seja, por livre vontade. Cohen enfatiza com respeito ao Aaron que ele é uma entidade, não uma pessoa, e seu inconfundível estilo artístico é um produto de sua *essencialidade*, não de sua *personalidade*. Em termos funcionais, Aaron faz o que um artista faz: pinta. Por muito tempo, Cohen supriu as cores para os desenhos de Aaron, mas a possibilidade de ter o sistema pintando por si mesmo perseguiu-o por muitos anos até se tornar um imperativo. A figura 3.8 apresenta uma pintura a computador feita por Aaron. Já na figura 3.9 o desenho foi feito pelo Aaron e a pintura, a óleo, por Cohen. Na concepção de Cohen, o comportamento-X manifesta-se na capacidade de contínua auto-modificação, ao invés de nos objetos resultantes. Aaron iniciou como um programa de desenho há trinta anos atrás e evoluiu, graças ao contínuo envolvimento de Cohen, para a pintura figurativa, retratos de pessoas imaginadas. Mas Aaron também não é uma receita de pintura; a

complexidade de sua estrutura garante que o programa em si não pode prever exatamente o que acontecerá com a pintura como processo, o que, afinal, foi chamado de emergência. Uma significativa proporção de suas decisões tem que responder ao estado da pintura no momento em que as decisões acontecem.



Figura 3.8 – Pintura a computador
Tinta sobre papel, 1995 (COHEN, 1999)

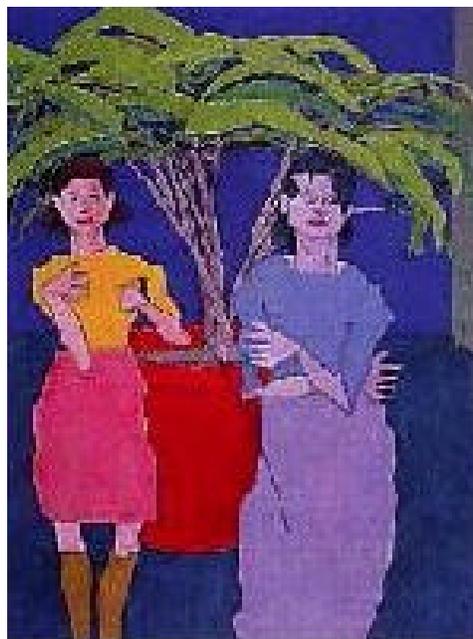


Figura 3.9 – “Mother and Daughter”
Óleo sobre tela, 1997 (COHEN, 1999)

O nível de resposta é promissor, mas não satisfaz ao segundo critério do comportamento-X, que requer que Aaron esteja atento ao que emerge, espontaneamente, do exercício de sua própria produção. Aaron responde a alguma parte do que emerge, mas isto ocorre porque há um conjunto de propriedades as quais Aaron está sempre verificando. Elas definem o que o artista humano está sempre verificando no trabalho artístico corrente, os aspectos dignos de atenção. De certa forma, este conjunto de propriedades define o que Aaron é. Mas Aaron não nota nada do que está fora do conjunto. Ele não pode notar, por exemplo, se os elementos do plano frontal ocupam exatamente metade do espaço total, ou se a cor do fundo tornou-se precisamente complementar à cor do objeto principal. Mas, também, os seres humanos nem sempre notam isso. Mais corretamente, Aaron poderia notar tais aspectos, mas somente se eles forem incluídos no conjunto de características que ele deve observar.

Ainda, Cohen nota que Aaron falha com relação ao terceiro critério também: a habilidade de agir de acordo com a significância das propriedades emergentes. A maior limitação de Aaron é o fato de que ele não tem capacidade de auto-modificação, porque Cohen sempre considerou auto-modificação um exercício de programação sem sentido a menos que ele pudesse ser guiado pela existência no programa de critério de mais alto nível e pela habilidade do programa de *julgar* o grau de satisfação. Neste caso, o critério de mais alto nível seria pintar como *verbo*, e não pintar como *objeto*.

Após cinqüenta anos dedicados à pintura, Cohen ainda se considera incapaz de externar o critério para pintar como *verbo*, menos ainda de construir aquela capacidade dentro do programa. Assim, como o autor de um programa capaz de gerar inúmeras imagens de qualidade de museu, originais, a cada ano, perpetuamente, Cohen não reconhece Aaron como sendo criativo, até que ele veja o sistema fazendo coisas que ele não poderia fazer como resultado direto do código programado. Por outro lado, Cohen enfatiza que não disse que é *impossível*. Muito do que se vê os computadores fazendo hoje era impensável há algumas décadas atrás. Aaron certamente é um exemplo disso.

3.2 A EVOLUÇÃO NA CRIAÇÃO DE SISTEMAS COMPLEXOS

A evolução natural é, certamente, o melhor e mais original dos sistemas evolutivos. Projetos criativos têm surgido na natureza por centenas de milhões de anos. Seres vivos

que, de longe, superam quaisquer projetos humanos em termos de complexidade, performance e eficiência proliferam ao redor do mundo. Mais e mais os biólogos descobrem informações a respeito das criaturas ao nosso redor. Torna-se claro que muitos projetos humanos existem na natureza muito antes de terem sido pensados por qualquer ser humano. Por exemplo: bombas, válvulas, sistemas térmicos, lentes óticas, sonar (BENTLEY & CORNE, 2002). De fato, mesmo projetos humanos recentes inspiraram-se diretamente na natureza, tais como a seção em cruz das asas dos aviões, como nos pássaros, e o velcro, que surgiu da observação de certos tipos de sementes aderentes.

A teoria de seleção natural de Darwin (*apud* Fogel, 1995) representou um marco para a biologia, e ainda é alvo de intensos debates. Um dos problemas com o darwinismo é que todo mundo *pensa* que o entende. É, de fato, uma teoria singularmente simples se comparada a teorias matemáticas e físicas. Em essência, consiste simplesmente na idéia de que pressão seletiva juntamente com reprodução, caracterizada por hereditariedade e algum grau de variação aleatória, têm conseqüências inimagináveis se houver tempo para elas serem cumulativas. Mas há razões de sobra para se julgar essa simplicidade decepcionante. Simples como essa teoria possa parecer, ninguém pensou nela até Darwin e Wallace, quase 200 anos depois do *Principia* de Newton, e mais de 2000 anos depois de Erastótenes ter medido a Terra. Como poderia uma idéia tão simples ter passado despercebida por pensadores do calibre de Newton, Galileu, Descartes, Leibnitz, Hume e Aristóteles? O que impediu que eles considerassem tal hipótese? E como uma idéia tão poderosa poderia ter sido completamente impermeável à consciência popular? É quase como se o cérebro humano tivesse sido especificamente projetado para ignorar tal idéia.

3.2.1 COMPLEXIDADE E EMERGÊNCIA

Seja, por exemplo, o aparecimento de uma oportunidade, freqüentemente chamada de oportunidade cega. A grande maioria das pessoas que atacam o darwinismo clamam furiosamente que não há mais nada além de aleatoriedade nessa teoria. Desde que a complexidade dos seres vivos incorpora a antítese da oportunidade, ao se pensar que o darwinismo é paradigma da oportunidade, é fácil refutá-lo. Estamos preparados para aceitar processos que duram segundos, minutos, anos e, no máximo, décadas para se completarem, mas essas escalas de tempo são radicalmente diferentes daquela que caracteriza a mudança evolutiva. O darwinismo é uma teoria de processos cumulativos tão lentos que podem levar

entre milhares e milhões de décadas para serem completados. Todos os nossos julgamentos intuitivos do que é provável podem estar errados por muitas ordens de magnitude. O bem afinado aparato de ceticismo e da noção de probabilidade subjetiva engana-se por estrondosas margens, simplesmente porque é afinado – ironicamente, pela própria evolução – para trabalhar dentro de um tempo de vida de algumas décadas. Um grande esforço da imaginação é requerido para escapar da prisão da escala de tempo familiar (DAWKINS, 1991).

Um outro aspecto com relação ao qual nossos cérebros parecem predispostos a resistir ao darwinismo deriva do grande sucesso humano em design criativo. O mundo é dominado por feitos em engenharia e trabalhos artísticos. Estamos inteiramente acostumados com a idéia de que a elegância complexa é um indicador de design premeditado e elaborado. Foi necessário um grande salto imaginativo para Darwin e Wallace constatarem que, contrária a toda a intuição, há uma outra maneira muito mais plausível para que o design complexo surja da simplicidade primária. Trata-se de um salto imaginativo tão grande que, até hoje, muitas pessoas são incapazes de realizar.

O que é um objeto complexo e como reconhecê-lo? Em que sentido é verdadeiro dizer que um relógio ou um avião ou um ouvido ou uma pessoa é complexo, mas a Lua é simples? A primeira resposta que poderia ocorrer como um atributo necessário para um objeto complexo é que ele tem uma estrutura heterogênea. Um pudim ou um manjar é simples no sentido de que, se nós o dividirmos em dois, as duas porções terão a mesma constituição interna. Um carro é heterogêneo, pois quase qualquer parte de um carro é diferente das outras partes, e ao se tomar uma metade de um carro não mais se obtém um carro.

Heterogeneidade pode ser condição necessária, mas não é suficiente. Num encaminhamento adiante, pode-se afirmar que a complexidade é diretamente proporcional ao ‘comprimento’ da menor descrição possível de um objeto (CASTI, 1994). Uma outra definição é a seguinte: um objeto complexo é algo cujas partes constituintes são arranjadas de uma maneira que dificilmente teriam acontecido por acaso (DAWKINS, 1991). Ao se tomar as partes de uma aeronave e “embaralhá-las”, a possibilidade de se obter um Boeing operante como resultado é infinitamente pequena. Há ainda mais possibilidades de se reunir as partes de um ser humano sem produzir sequer um ser vivo.

Esta definição de complexidade é promissora, mas algo mais é necessário. O que faz uma aeronave ou o homem complicados, e a Lua simples? Objetos complexos têm alguma qualidade, pré-especificada, altamente improvável de ter sido adquirida *somente* por acaso. Tudo na natureza obedece a um conjunto de leis, como as leis da física. No entanto, ao se tentar usar estas leis para entender como se pode chegar ao nível de organização e interação das partes que compõem um ser humano, por exemplo, não se chegará muito longe.

Mas que tipo de explicação para um ser complexo, animado ou inanimado, satisfaria? Até o momento considerou-se o mecanismo, ou seja, como ele trabalha. Mas um outro tipo de questão é como uma entidade complexa surge. Uma entidade complexa é tal que sua existência é muito improvável que tenha acontecido gratuitamente, por acaso. A explicação darwiniana é que sua existência surgiu como uma conseqüência de transformações cumulativas, passo a passo, a partir de entidades mais simples, a partir de entidades primordiais suficientemente simples que poderiam ter surgido por acaso. A seleção natural é o relojoeiro cego (DAWKINS, 1991). Cego porque não vê adiante, não planeja as conseqüências, não tem nenhum propósito em mente. Ainda assim, os resultados da seleção natural impressionam com a sua aparência de projeto, como se feito por um mestre do design, dando a ilusão de planejamento.

3.2.2 O PROCESSO DE CRIAÇÃO DE OBJETOS COMPLEXOS

Pode-se dizer que um organismo vivo é bem projetado se ele tem os atributos que um engenheiro inteligente e habilidoso intencionalmente colocou de maneira a atingir algum propósito, tal como voar, nadar, ver, comer ou, mais genericamente, promover a sobrevivência e a replicação dos genes do organismo. Não é necessário supor que o projeto de um organismo é o *melhor* que um engenheiro poderia conceber, mas qualquer engenheiro pode reconhecer um objeto que tenha sido projetado, mesmo pobremente projetado, para um propósito, e ele pode usualmente concluir o propósito apenas analisando a estrutura do objeto.

Um exemplo particular que provavelmente impressiona qualquer engenheiro é o sonar nos morcegos. Os morcegos têm um problema: como se localizar no escuro. Eles caçam à noite, não podem usar a luz para ajudá-los a localizar suas presas e evitar obstáculos. Eles poderiam caçar durante o dia, mas esse período é, em geral, explorado por outras criaturas concorrentes, além de levar a uma maior exposição a potenciais inimigos

naturais. Dado que existe vida à noite, e dado que o período alternativo é bastante concorrido, a seleção natural favoreceu os morcegos que saem para caçar à noite. Radar e sonar são desenvolvimentos altamente qualificados na tecnologia militar. A noção de que os morcegos faziam algo, mesmo que remotamente, análogo aos últimos triunfos da engenharia eletrônica, quando divulgada, surpreendeu muitas pessoas. E é fácil entender o porquê. Os sentidos humanos não são capazes de fazer o que os morcegos fazem, e os seres humanos só podem compreender o radar e o sonar no nível da instrumentação artificial e dos cálculos matemáticos envolvidos. É, portanto, difícil imaginar um pequeno animal tendo tudo isso na cabeça. Mas os cálculos matemáticos que seriam necessários para explicar os princípios da visão são tão ou mais complexos e difíceis, e ninguém tem a menor dificuldade em acreditar que pequenos animais podem enxergar.

Assim, é altamente improvável que seres animados tenham surgido por acaso. A resposta de Darwin, já mencionada na seção 2.6, é: por transformações simples, passo a passo, a partir de inícios simples, a partir de entidades primordiais suficientemente simples para terem surgido por acaso (DAWKINS, 1991). Cada mudança sucessiva no processo evolutivo gradual é suficientemente simples, com relação ao estado predecessor, para ter surgido por acaso. Mas a completa seqüência de passos acumulados é casual, já que o processo cumulativo é direcionado apenas por um mecanismo de pressão seletiva.

É interessante que ainda se encontrem argumentos contrários à teoria de Darwin, a partir de produtos acabados da natureza, como a hemoglobina. As pessoas que o fazem, geralmente peritos em seu próprio campo, acreditam sinceramente que o darwinismo explique a organização viva em termos de acaso, ou seleção simples, apenas. Esta crença de que o evolucionismo é aleatório é falsa. Acaso é um ingrediente menor na receita de Darwin. O mais importante ingrediente é a seleção natural, essencialmente *não-aleatória*.

Muitas pessoas acham difícil acreditar que o olho, tão complexo e bem desenhado, com tantas partes separadas trabalhando cooperativamente, possa ter surgido de pequenos começos através de uma série de mudanças graduais passo-a-passo. Mas, na argumentação de DAWKINS (1991), as perguntas a serem colocadas são: poderia o olho humano ter surgido diretamente de nenhum olho, em um único passo? A resposta é *não*. Mas poderia o olho humano ter surgido diretamente de algo ligeiramente diferente dele mesmo, algo que seria chamado de *V*? A resposta para essa pergunta é *sim*, supondo-se que a diferença entre

o olho, tal como o conhecemos hoje, e o seu predecessor V é suficientemente pequena. V é definido como alguma coisa muito próxima do olho humano, suficientemente similar, de forma que o olho humano poderia ter surgido por uma simples alteração em V . Assim, tendo achado um V tal que a resposta para essa segunda pergunta seja sim, aplica-se a mesma pergunta para V . Pela mesma razão, conclui-se que V poderia de forma plausível ter surgido, diretamente, por um simples acaso, de algo ligeiramente diferente, ou seja, V' . Da mesma forma pode-se supor que V' é ligeiramente diferente de V'' , e assim por diante. Colocando-se uma série suficientemente longa de V s, pode-se concluir que o olho humano possa ter surgido de algo não apenas ligeiramente diferente de si mesmo, mas *muito* diferente de si mesmo.

Assim, pode-se colocar agora a terceira questão: há uma série contínua de V s conectando o olho humano a um estado de nenhum olho? Aparentemente, a resposta tem que ser sim, supondo apenas que se permita uma série *suficientemente grande* de V s. Pode-se supor que 1000 etapas são suficientes, mas se forem necessárias mais etapas, tomam-se 10000 etapas, e se 10000 ainda não forem suficientes, tomam-se 100000 etapas, e assim por diante. Certamente o tempo disponível vai se elevando proporcionalmente, admitindo inclusive a possibilidade de retrocessos casuais ao longo da seqüência de etapas. Na prática, a questão em si mesma se resume a: tem havido tempo suficiente para permitir a ocorrência dessa seqüência de etapas? Não há resposta precisa para o número de etapas necessárias, o que se sabe é que o tempo de vida na Terra já é longo. Apenas para dar uma idéia da ordem de magnitude de que se fala, o número de gerações que separa o homem de seus ancestrais mais antigos é certamente medido em milhares de milhões. Dado, digamos, uma centena de milhões de gerações, poderia ser construída uma série plausível de etapas ligando o olho humano a outra coisa bem mais simples.

Até aqui, por um processo de raciocínio mais ou menos abstrato, pode-se concluir que há uma série de etapas imagináveis, gerando protótipos suficientemente similares entre si na seqüência, permitindo criar um vínculo entre o olho humano e nenhum olho, mas não foi mostrado que é plausível que essa seqüência de etapas exista. Há ainda outras questões a responder: considerando cada membro da série de V s hipotéticos conectando o olho humano a nenhum olho, é plausível que cada um deles tenha surgido por mutação aleatória de seu predecessor? A mutação tem que trabalhar através da modificação dos processos

existentes no desenvolvimento embrionário. É razoável que certos tipos de processos embrionários sejam altamente passíveis de variação em uma direção e altamente resistentes, recalzitantes a variação, em outras, mas há uma diferença entre a pequena e a grande variação (DAWKINS, 1991). Quanto menor a mudança colocada, menor a diferença entre V'' e V' . Pode-se afirmar que, estatisticamente, qualquer mutação grande é inerentemente menos provável que qualquer mutação pequena. Assim, quanto menor as diferenças entre V' e V'' , mais provável será a etapa de transição.

Há ainda uma questão final a ser respondida: considerando cada membro da série de Vs conectando o olho humano a nenhum olho, é plausível que cada um dos Vs tenha trabalhado suficientemente bem para atender à sobrevivência e reprodução dos animais associados?

Estranhamente, algumas pessoas pensam que a resposta para essa questão é um evidente 'não'. HITCHING (1982) coloca as seguintes questões:

“O olho funciona como um todo, ou não funciona absolutamente. Assim, como ele poderia ter evoluído por lentos, ininterruptos, infinitamente pequenos ‘melhoramentos darwinianos’? É realmente plausível que milhares e milhares de mutações fortuitas aconteceram coincidentemente de maneira que a lente ocular e a retina, que não podem funcionar uma sem a outra, tenham evoluído em sincronia? Que valor de sobrevivência pode haver em um olho que não vê?”

Este tipo de argumentação é muito freqüentemente colocado, presumivelmente porque há quem queira acreditar em sua conclusão. Um animal ancestral com 5% de visão poderia de fato ter usado o olho para outra coisa que não fosse enxergar, mas 5% de visão é melhor do que nenhuma visão. É plausível encontrar uma série de intermediários entre os animais contemporâneos. Isto não significa, certamente, que esses intermediários contemporâneos representam os tipos ancestrais, mas mostra que projetos intermediários do olho, mais simples e com funcionalidades mais restritas, podem ser fatores de diferenciação. DAWKINS (1991) apresenta vários outros exemplos similares.

3.3 BIOMORPHS

Na vida real, a forma de cada animal individual é produzida por desenvolvimento embriogênico. A evolução ocorre porque, em gerações sucessivas, pode haver pequenas diferenças no desenvolvimento do embrião e na transmissão do código genético. No caso sexuado, há ainda a combinação de código. Estas diferenças podem se apresentar nos genes controlando o desenvolvimento, e há muitas maneiras de colocar essas especificações em um modelo computacional. A linhagem histórica da evolução artificial de formas biológicas começou com DAWKINS (1991), que projetou o *Biomorphs*, um programa em que o usuário pode guiar a “evolução” de gerações iterativas de figuras gráficas bidimensionais. A evolução dos *Biomorphs* é baseada em seu aspecto gráfico e é usada em *The Blind Watchmaker* tão somente para apoiar a argumentação de Dawkins sobre o poder da seleção cumulativa, como uma demonstração computacional da capacidade do processo evolutivo. Apesar disso, os *Biomorphs* de Dawkins motivaram uma sucessão de artistas a investir seus esforços no estudo e aplicação da evolução artificial a manifestações artísticas.

Desenvolvimento embriogênico é de longe um processo muito elaborado para ser realisticamente simulado em um computador comum. Dawkins usou uma representação simplificada: um procedimento de expansão em árvore, que inicia com uma linha simples vertical. A linha então se quebra em dois ramos, depois cada um dos ramos se quebra em dois sub-ramos, e assim por diante. Não importa o quanto a árvore cresça, a mesma regra vai sendo aplicada às extremidades de cada ramo. Quando o procedimento é aplicado recursivamente, o padrão pode se tornar bastante elaborado.

Ramificação recursiva é também uma boa metáfora para o desenvolvimento genérico de vegetais, incluindo evidentemente as árvores, e animais. Isto não significa que o desenvolvimento do embrião animal seja similar à ramificação recursiva. De fato, não é. Mas toda embriogênese acontece pela divisão de células. Um gene animal nunca é um grande projeto, uma fotografia do todo. Os genes são argumentos de entrada para a embriogênese, que inclui processos de diferenciação celular. A forma do adulto *emerge* devido a muitos efeitos celulares locais por todo o corpo em desenvolvimento, e esses efeitos locais consistem primariamente de bifurcações. Assim, genes são argumentos da embriogênese, além de serem passados adiante para as futuras gerações.

Na vida real, animais e plantas têm milhares de genes, mas Dawkins limitou o seu modelo computacional a nove genes. Como podem os genes influenciar o desenvolvimento? Há muito que um gene pode fazer, mas a idéia básica é que ele deve exercer alguma pequena influência na regra de desenho que é o *desenvolvimento*. Por exemplo, um gene pode influenciar o ângulo da bifurcação, outro pode influenciar o comprimento de uma dada bifurcação, outro o número de recursões, e assim por diante. O modelo incorpora um princípio fundamental da biologia: a forma de cada descendente não deriva diretamente da forma de cada antecedente. Cada filho obtém sua forma dos valores de seus próprios nove genes, influenciando ângulos, distâncias, e assim por diante. E o valor dos seus genes é um resultado da herança genética de seus pais.

Dawkins montou seu sistema em dois módulos, Desenvolvimento e Reprodução. O módulo de Reprodução passa os genes adiante através das gerações, com a possibilidade de mutação. O módulo de Desenvolvimento recebe os genes fornecidos pelo módulo de Reprodução, e usa aqueles genes como argumentos das ações de desenho, apresentando ao final a figura resultante na tela. O fator tempo foi adicionado aos dois módulos juntos no grande módulo chamado de Evolução, que consiste basicamente de repetições sem fim da Reprodução. A cada geração, a Reprodução toma os genes supridos pela geração anterior e manipula-os para a próxima geração, mas com pequenos erros: mutações. Uma mutação consiste simplesmente em adicionar +1 ou -1 ao valor de um gene escolhido aleatoriamente. Isto significa que, no decorrer das gerações, a quantidade total de diferenças genéticas pode se tornar muito grande, cumulativamente, com um pequeno passo de cada vez. Mas apesar das mutações serem aleatórias, o processo de seleção não é.

Todos os “filhos” são mutantes de um dado antecessor, diferindo dele apenas com respeito a um gene. Esta taxa de mutação diferencia o modelo computacional dos mecanismos biológicos. Na vida real, a probabilidade de um gene sofrer uma mutação é freqüentemente menor do que uma em um milhão. A razão para uma alta taxa de mutação no modelo é que cabe ao usuário selecionar os indivíduos que irão sofrer reprodução a cada geração, inviabilizando assim a ocorrência de muitas gerações.

Logo, o usuário tem um papel ativo no processo, pois é o agente seletor. Ele examina os descendentes e escolhe um para reprodução, que se torna então o antecessor da próxima geração, cujos indivíduos são simultaneamente apresentados na tela. A figura 3.10

expõe resultados finais da evolução de *Biomorphs*, construídos por DAWKINS (2002). Esta figura não está apresentando indivíduos de uma mesma geração do processo evolutivo, mas indivíduos obtidos como resultado de diferentes processos evolutivos, que certamente recorreram a critérios de seleção distintos.

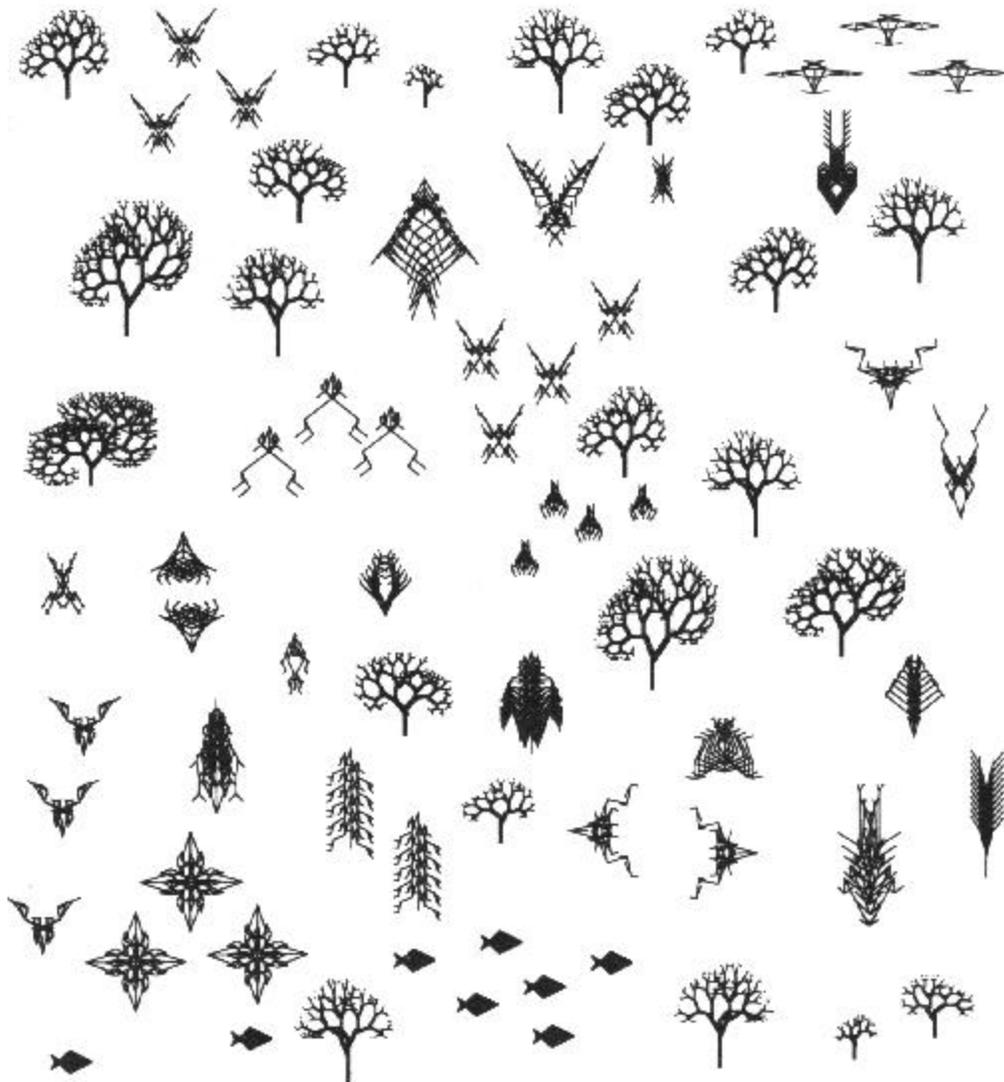


Figura 3.10 – Parque Safári de *Biomorphs*, construídos com o programa *Blind Watchmaker*

Trata-se, portanto, de um modelo de seleção artificial, não de seleção natural. O critério para “sucesso” não é o critério direto de sobrevivência, como é na seleção natural. Na verdadeira seleção natural, se um corpo tem o que precisa para sobreviver, seus genes automaticamente sobrevivem porque estão dentro dele. Assim, os genes que sobrevivem

tendem a ser, automaticamente, aqueles que conferem aos corpos as qualidades que os auxiliam a sobreviver e se reproduzir. No modelo computacional, por outro lado, o critério de seleção não é a sobrevivência, mas a habilidade de satisfazer ao capricho humano. Cada geração de *Biomorphs* está somente a um passo mutacional de seu predecessor e sucessor, mas após 100 gerações os *Biomorphs* podem ser qualquer coisa que 100 etapas mutacionais do seu ancestral original permitam atingir.

Quando Dawkins escreveu o programa, ele não imaginava que algo mais do que uma variedade de formas em árvore poderia acontecer, e assombrou-se com a evolução de algo que se assemelhava com um inseto. Geração após geração, passou então a selecionar as formas que mais se assemelhavam a insetos, por exemplo, e exultou com as estranhas criaturas que emergiam aos seus olhos. Dawkins enfatiza que essas formas não são trabalhos artísticos, mas demonstram as potencialidades da interação homem-máquina junto a processos de busca na presença de uma explosão combinatória de possibilidades. O papel do usuário limitou-se à etapa de seleção, considerando os indivíduos pertencentes a cada geração de um processo de variação cumulativa.

3.4 FORM SYNTH: A EVOLUÇÃO ARTIFICIAL BASEADA EM REGRAS

Os artistas através da história usaram muitos métodos diferentes para criar formas e imagens. Picasso e Braque inventaram o cubismo e Jackson Pollock iniciou a pintura “de ação” (*action painting*). Estes métodos são chamados, historicamente, de estilos de arte. Frequentemente, vários artistas compartilham um determinado estilo – ou, conforme visto no Capítulo 2, *sistema gerativo*. Por exemplo, Malevich, Tatlin e Rodchenko todos trabalharam no estilo construtivista russo. Isto significa que todos usaram um método similar para inventar novas formas. Quando um estilo de arte se propaga e é usado por um grande número de artistas, há uma influência marcante desse estilo na cultura em que vivem – por exemplo, arte barroca na Europa.

Um estilo em arte pode ser definido como uma estrutura ou conjunto de regras em que os artistas trabalham usando uma técnica em particular, tal como pintura ou escultura. Quando as permutações mais interessantes permitidas dentro das estruturas de regras tiverem acontecido, a estrutura ou é estendida ou substituída diretamente por um novo

conjunto de regras. É a extensão ou substituição das regras da estrutura que habilitam os novos estilos de arte a nascerem e a arte a avançar.

O advento da arte moderna representa um completo abandono e redefinição dos estilos anteriores. As regras ou crenças associadas a um determinado estilo de arte não estão claramente definidos, e somente formam os limites dentro dos quais o artista trabalha – *o espaço conceitual*. A história da arte é capaz de localizar mais artistas trabalhando dentro dos diferentes estilos do que fora de qualquer estilo (LATHAM, 1989). Visto que cada estilo em arte é diferente do anterior, poderia parecer que a arte promove uma evolução baseada em mudanças no ambiente cultural corrente, no contexto histórico e na estética geral, e que o desenvolvimento de um novo estilo de arte é baseado em alterar ou estender as regras definidas pelo estilo anterior dominante.

Form Synth (LATHAM, 1989) é um sistema de modelagem interativo 3-D para escultores. O sistema de regras do programa foi projetado de acordo com os requisitos dos artistas e diz respeito ao desenvolvimento evolutivo em arte e ao processo de modelagem 3-D conhecido. À época em que foi construído, *Form Synth* representou uma abordagem inteiramente nova quanto à modelagem de sólidos. Uma forma complexa é evoluída ao invés de ser construída, o que diferia muito dos já existentes sistemas de modelagem 3-D, onde formas complexas em geral eram laboriosamente montadas usando *blocos construtivos* compostos por pontos, linhas, sólidos ou superfícies.

Quando comparado aos sistemas de modelagem em vigor até então, a abordagem evolutiva do *Form Synth* requeria muito menos informação do objeto que estava sendo projetado. Como um resultado da aplicação sucessiva de operações, a forma geométrica torna-se crescentemente complexa. A dificuldade de se projetar criativamente usando software de modelagem 3-D já tinha sido constatada em vários tipos de design, pois o uso de esboços e o incremento de sofisticação no design não eram admitidos. Esta é a razão pela qual o *Form Synth* opera com uma árvore evolutiva.

É interessante notar como, àquela época, o próprio Latham via a arte e o processo artístico:

“O propósito do artista é inventar novas imagens e formas que em termos de percepção humana tenham qualidades artísticas. Estas qualidades

podem ser definidas como sendo estéticas ou expressivas. A qualidade das formas que o artista produz dependerá:

- Da habilidade do artista de tomar decisões criativas interessantes dentro do conjunto de regras do estilo artístico;
- Da habilidade do artista de mudar as regras e desenvolver novas regras como permutações interessantes das regras do estilo anterior”.

De acordo com Latham, o processo criativo de tomada de decisão pode ser explicado da seguinte maneira: o que é mais bonito, uma esfera ou um cubo? A questão não é possível de ser respondida objetivamente, pode ser respondida subjetivamente pela resposta “Eu acho que o cubo é mais bonito do que a esfera”. Não há razão lógica para esta resposta, o que é importante é que a decisão foi tomada. Num trabalho em arte, como em muitos outros, o artista tomará subjetivamente inúmeras decisões desse tipo.



Figura 3.11 – Exemplo de seqüência de comandos aplicada a primitivas geométricas. Acima, o conjunto de nove primitivas básicas

De qualquer maneira, o principal conceito por trás do *Form Synth*, não surgiu de nenhum estilo de arte existente, mas da construção baseada em regras de poliedros complexos a partir de primitivas geométricas. As regras *estrelar*, *truncar*, e *adicionar* são aplicadas a um conjunto de cinco primitivas geométricas, nominalmente tetraedro, cubo, octaedro, dodecaedro, e icosaedro. As regras *estrelar*, *truncar* e *adicionar* foram então

substituídas por um novo conjunto arbitrário de regras, nominalmente *bico*, *bojo*, *furo*, *fatia*, *esticar* e *adicionar*. Quatro primitivas geométricas extras foram adicionadas para aumentar o conjunto de primitivas geométricas para nove, conforme mostrado na figura 3.11. As novas regras de operação são então aplicadas às primitivas geométricas, sendo que cada operação muda a forma da figura de uma maneira diferente. O artista escolhe um comando de cada vez para progressivamente mudar a forma da figura. A seqüência de comandos escolhida determina o tipo da forma evoluída.

Vale a pena notar que, na construção baseada em regras de um poliedro complexo regular, o conjunto de regras matemáticas determina a forma complexa evoluída. No entanto, no *Form Synth* a evolução da forma depende inteiramente da escolha intuitiva feita pelo usuário. O artista usa as regras sucessivamente sobre as primitivas geométricas e formas complexas irregulares para produzir uma “grande árvore evolucionária” de desenhos de formas complexas irregulares, conforme mostrado na figura 3.12. De acordo com LATHAM (1989), este conceito formou a base do *Form Synth*, permitindo uma invenção flexível de novas formas 3-D e ao mesmo tempo a implementação de uma estrutura baseada em regras apropriada para o computador.

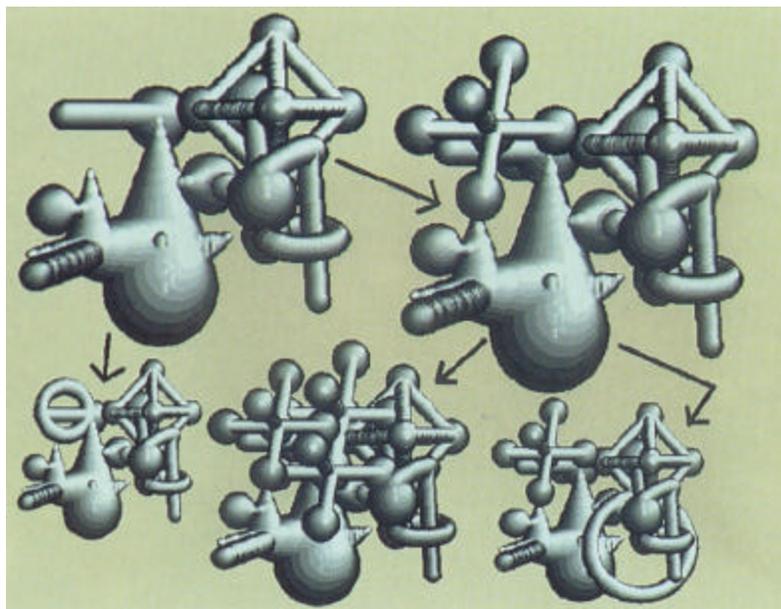


Figura 3.12 – Evolução de esculturas. O *Form Synth* foi simulado pela inserção manual de regras no sistema *Sculptor*.

Usando o sistema *Sculptor* escrito por KING (1991), Latham foi capaz de simular o *Form Synth* impondo manualmente as regras do *Form Synth* ao *Sculptor*. A figura 3.13 apresenta esculturas realizadas em madeira e plástico, usando o *Form Synth* para o projeto tridimensional. Ele primeiro usou o *Sculptor* para construir bicos, bojos, cones, esferas e cilindros a partir de centenas de esferas, e então seguiu as regras do *Form Synth* para determinar onde e como os bicos e bojos eram posicionados no cone, cilindro e esfera, movendo-se através da estrutura da árvore, empregando seu próprio critério de seleção quanto às formas que ele gostaria de evoluir ou não. A seleção da forma era baseada em critérios subjetivos e ele não se preocupou em deixar certos ramos da árvore inexplorados.

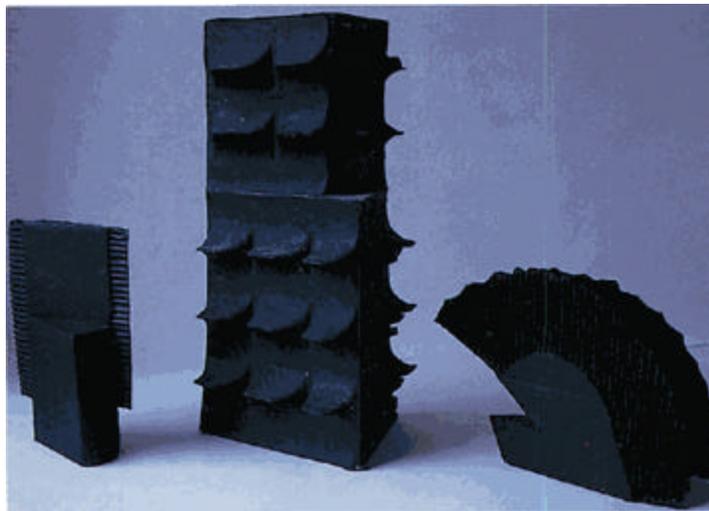


Figura 3.13 – Esculturas realizadas por William Latham, em plástico e madeira. O projeto tridimensional foi produzido usando o *Form Synth*

O projeto do *Form Synth* como uma árvore evolutiva tem as seguintes implicações:

1. Ele permite uma descrição baseada em regras de qualquer forma evoluída, desde que a forma particular possa ser definida como uma lista de regras escolhidas pelo usuário para torná-la possível;
2. O número de diferentes combinações possíveis de regras é muito alto. Com isso, o artista nunca esgotaria o número de novas possibilidades, não se sentindo assim criativamente restrito.

Uma das peculiaridades do *Form Synth* é encorajar o usuário a ser criativo em uma escala comparável com a do artista, como um resultado de se manter selecionando formas de uma árvore evolucionária cada vez maior. As regras inerentes do *Form Synth* impõem limites dentro dos quais o artista deve trabalhar, da mesma maneira que as leis físicas impõem limites à evolução no mundo natural. Mas essas limitações podem ser uma vantagem para o artista, ao focalizar a busca junto a um conjunto menor de formas possíveis.

Mas, apesar de Latham colocar “uma grande árvore evolucionária” como conceito básico, salta aos olhos que o *Form Synth* é um sistema baseado em regras. A árvore evolucionária é apenas um conceito e não uma implementação. Mas DAWKINS (1991) havia publicado *The Blind Watchmaker* pouco antes, em 1986, e começava a exercer sua influência sobre os artistas da época. *Form Synth* foi a semente para o *Mutator*, que veio a seguir, e com o qual Latham se notabilizou.

3.5 MUTATOR: MUTAÇÃO E SELEÇÃO NATURAL

Mutator é um sistema baseado em mutação e seleção natural, que permite a um artista explorar o mundo das formas tridimensionais. Os conceitos iniciais do *Mutator* vieram do *Form Synth* (LATHAM, 1989) combinado com o sistema bidimensional *Biomorphs* (DAWKINS, 1991). *Mutator* explora esta combinação, estendendo o sistema de geração de formas 3-D de maneira a transformá-lo numa ferramenta de exploração rápida e efetiva. A figura 3.14 apresenta um diagrama da arquitetura do *Mutator*, mostrando de forma esquemática o processo de busca por formas e o armazenamento dos genes em um banco de genes.

Mutator controla ainda o sistema *Form Grow*, que produz abóboras, *horns* (coleções de esferas ou elipses), conchas, formas matemáticas e muitas outras formas pouco conhecidas (TODD & LATHAM, 1999). *Form Grow* emprega os conceitos de recursão e fluxos condicionais para permitir que as formas sejam construídas usando um conjunto crescente de instruções. As formas são construídas a partir de *ribs* (onde *rib* é uma forma primitiva tal como uma esfera ou uma elipse) e *horns* (coleções de *ribs*).

Mutator opera tomando a expressão de uma estrutura, propondo um vetor de genes inicial e gerando a partir dele oito vetores mutantes. Os vetores são então colocados num

banco de genes. *Form Grow* é usado para gerar uma forma a partir de cada vetor de genes, e as nove formas são apresentadas num grupo denominado *Mutator Frame*, como mostrado na figura 3.15. Um casamento pode ser arranjado pelo usuário a partir da seleção de duas formas, e um novo *Mutator Frame* contendo as sete formas filhas e as duas formas selecionadas é apresentado. O casamento de duas formas do mesmo grupo é útil para destacar ou acrescentar uma determinada característica. Já no caso dos antecessores serem formas mutantes distantes, novas formas interessantes podem ocorrer. As formas filhas misturam os genes das formas antecessoras, sendo que há vários algoritmos de mistura.

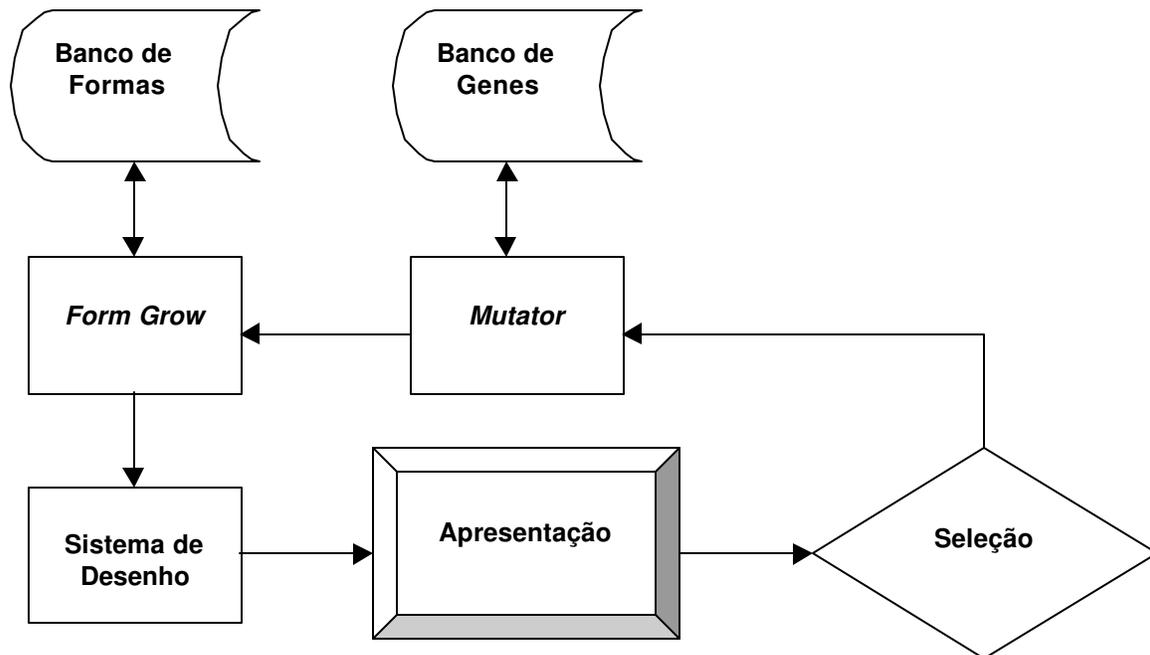


Figura 3.14 – *Mutator* mantém um banco de genes e de formas, que é apresentado ao artista. Baseado em julgamentos feitos pelo artista, *Mutator* gera e apresenta novas formas, auxiliando o artista na busca por formas interessantes e armazenagem dos resultados

Não há razão teórica para limitar os casamentos do *Mutator* a um par de formas. Um casamento entre cinco formas é possível, por exemplo. Casamentos multi-formas aparentam ser uma ferramenta poderosa. Conforme a evolução das formas prossegue, as formas e os genes são armazenados no banco de formas. No *Mutator*, o computador gera novas formas e o julgamento do usuário direciona a seleção. *Mutator* foi desenvolvido em parceria com Stephen Todd, no IBM Scientific Centre, em Winchester, onde Latham era

Research Fellow. A figura 3.16 apresenta uma “forma orgânica” evolutiva 3-D gerada pelo *Mutator* (LATHAM, 1995).

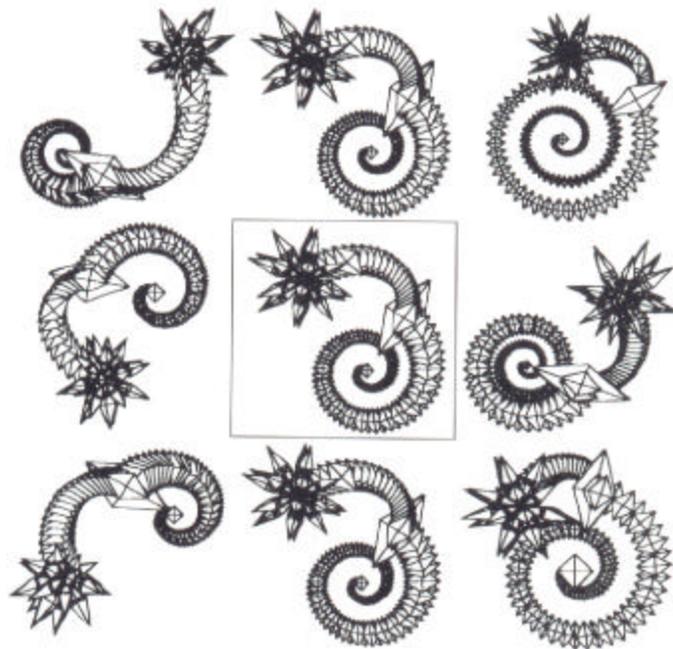


Figura 3.15 – *Mutator Frame* com um conjunto de nove mutações. No centro, uma forma geradora



Figura 3.16 – Forma orgânica evolutiva gerada pelo *Mutator*

3.6 EVOLUÇÃO INTERATIVA DE EQUAÇÕES

Crescentemente nas últimas décadas, com a difusão de novos métodos computacionais de simulação do aprendizado em redes neurais artificiais (HAYKIN, 1999) e da evolução (HOLLAND, 1975), novas categorias de sistemas criativos estão surgindo. Programas usando algoritmos evolutivos podem evoluir estruturas inesperadas, se necessário por milhares de gerações, de uma forma que a mente humana não poderia ter produzido por si mesma. Muitas dessas criações ainda resultam em situações indefinidas, mas dentro dessas técnicas, ou de suas combinações, pode estar a semente da criatividade computacional, e são essas abordagens que estão sendo enfocadas neste capítulo.

Dawkins usou uma representação simplificada para se aproximar das embriogenias recursivas da natureza, um procedimento de crescimento em árvore (*tree-growing*), esperando que formas naturais emergissem dali. A representação de TODD & LATHAM (1992) era baseada em elementos repetitivos, tais como esferas e toróides, usados para conceber *horns* e *ribs*, a partir dos quais as imagens eram construídas. Cores e texturas também foram incorporadas a essas representações (DAWKINS, 1989; SIMS, 1993; TODD & LATHAM, 1992), bem como comportamento. SIMS (1993) utilizou expressões LISP (linguagem de programação que usa combinações de funções escritas como listas) como genótipos para criar texturas, objetos e movimentos na produção de efeitos em computação gráfica e animação. O genótipo é a informação genética ou código para a criação de um indivíduo. O *fenótipo* é o indivíduo em si mesmo, ou a forma que resulta das regras de produção aplicadas ao genótipo.

A evolução interativa de equações para modelos procedurais mostrou ser uma ferramenta poderosa para a criação de texturas, objetos e sistemas dinâmicos para a área de computação gráfica e animação. A reprodução com variações aleatórias e sobrevivência dos indivíduos com propriedades interessantes pode levar a resultados expressivos. As representações para genótipos que não estão limitados a representações de tamanho fixo e que podem crescer em complexidade mostraram-se poderosas (SIMS, 1993).

Genótipos tradicionais, que usam cadeias de comprimento fixo de parâmetros ou dígitos e regras fixas de expressão, são limitados por conduzirem a fronteiras rígidas no conjunto dos possíveis fenótipos. Não há a possibilidade de proposição de uma nova regra de desenvolvimento ou de um novo parâmetro. Não há como o espaço genotípico ser

estendido além de sua definição original. Para superar essa limitação é desejável incluir informação procedural no genótipo, ao invés de somente informação paramétrica, e os elementos procedurais e de informação do genótipo não devem ser restritos a uma estrutura ou tamanho específicos.

3.6.1 EXPRESSÕES SIMBÓLICAS COMO GENÓTIPOS

Sims utilizou expressões LISP hierárquicas como genótipo numa tentativa de superar essas limitações. Um conjunto de funções LISP e um conjunto de geradores de argumentos foram empregados para criar expressões arbitrárias que podem ser modificadas, evoluídas, e avaliadas para gerar fenótipos. Algumas mutações podem criar expressões maiores com novos parâmetros e estender o espaço de possíveis fenótipos, enquanto outras apenas ajustam partes das expressões, ou fenótipos, existentes.

Equações usadas por modelos procedurais podem freqüentemente ser representadas por uma ou mais expressões LISP, e tornam-se os genótipos para modelos procedurais evoluídos. Por exemplo, um procedimento para gerar textura pode ser descrito por uma expressão que calcula uma cor para cada pixel (X, Y), e um procedimento para gerar uma superfície paramétrica 3-D pode ser descrita por uma equação que calcula a localização do vértice 3-D para cada par de variáveis paramétricas (U, V).

Para cada aplicação, um conjunto de funções define um conjunto de operações primitivas a partir das quais expressões LISP podem ser montadas. Um conjunto de funções básico deve incluir algumas das operações LISP mais comuns: +, -, *, /, *mod*, *round*, *min*, *max*, *abs*, *expt*, *log*, *sin* e *cos* (STEELE, 1984). Conjuntos de funções podem ser estendidos ou ajustados resultando em vários hiper-espacos de possíveis resultados.

Em cada sessão de evolução interativa, uma população inicial de genótipos consistindo simplesmente de expressões LISP aleatoriamente geradas é criada. Cada expressão é criada pela escolha aleatória de uma função qualquer do conjunto de funções e, da mesma forma, são gerados tantos argumentos quanto a função requer. Argumentos podem ser de vários tipos: valores escalares constantes, vetores tridimensionais, variáveis tais como coordenadas X e Y de pixels, ou expressões adicionais geradas recursivamente. Os fenótipos são então calculados e apresentados ao usuário. Os 'melhores' indivíduos são então selecionados e o processo se repete com a nova população.

As expressões simbólicas devem se reproduzir com mutações para a evolução progredir. Há várias mutações em propriedades de expressões simbólicas que são desejáveis. As expressões devem frequentemente ser apenas ligeiramente modificadas, mas algumas vezes significativamente ajustadas em estrutura e tamanho, visando estender a expressão a formas mais complexas.

Expressões simbólicas podem ser reproduzidas a partir da recombinação de duas expressões simbólicas, para permitir características de indivíduos evoluídos separadamente serem misturadas em um único indivíduo. A nova expressão é verificada sintaticamente e, se necessário, são realizados ajustes até que uma expressão válida resulte.

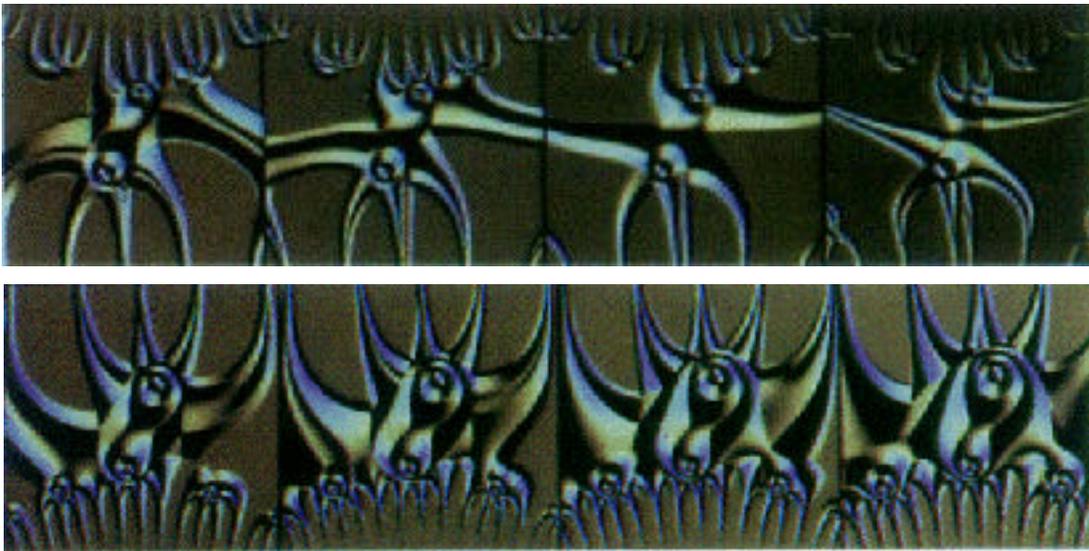


Figura 3.17 – Série de produções obtidas através da técnica da dissolução

Uma outra técnica para combinar expressões pode ser obtida através de uma “dissolução” entre duas expressões. Uma nova expressão é criada copiando os nós das expressões originais onde eles são idênticos, mas interpolando os nós onde eles são diferentes. Esta técnica usa as representações genéticas existentes de modelos procedurais evoluídos para gerar transições intermediárias. A figura 3.17 apresenta um conjunto de produções resultantes de expressões simbólicas geradas dessa maneira. Interpolações repetidas pode ser um método útil para criar animação a partir de uma série de estruturas evoluídas.

3.6.2 A EVOLUÇÃO APLICADA A SISTEMAS DINÂMICOS

Sims aplicou também a evolução interativa de modelos procedurais a sistemas dinâmico 3-D descritos por sistemas de equações. Nesta aplicação, várias expressões LISP cooperativas são usadas para determinar o estado inicial e as derivadas das variáveis de estado do sistema dinâmico em relação ao tempo. Por exemplo, um sistema contendo duas quantidades, A e B , é descrita por quatro equações:

$$A_0 = F_{A_0}(X, Y) \qquad B_0 = F_{B_0}(X, Y)$$

Equações 3.1 e 3.2

$$dA/dt = F_{dA}(A, B) \qquad dB/dt = F_{dB}(A, B)$$

Equações 3.3 e 3.4

onde F_{A_0} e F_{B_0} são funções que determinam os valores iniciais para cada elemento A e B do conjunto de coordenadas (X, Y) . F_{dA} e F_{dB} são funções que determinam a taxa de variação para cada elemento de A e B usando o estado corrente do sistema. Funções arbitrárias para F_{A_0} , F_{B_0} , F_{dA} e F_{dB} são especificadas por expressões LISP que podem variar em tamanho, estrutura e comportamento. O conjunto usado para compor as expressões LISP contém as funções LISP comuns, mas também contém operações que podem realizar várias convoluções e cálculos de derivadas de primeira e segunda ordem.

Uma população inicial de sistemas dinâmicos é criada pela geração de expressões aleatórias simples para o estado inicial e as derivadas em relação ao tempo de cada variável de estado. As simulações correspondentes são apresentadas ao usuário pelo mapeamento de variáveis de estado em cores para cada iteração, de forma que o comportamento do sistema pode ser observado conforme ele progride. Então, o usuário seleciona um ou mais desses sistemas para mutação e/ou cruzamento para produzir a próxima geração, e o sistema se repete. Após um número de gerações, podem ocorrer genótipos com expressões complexas e assim resultar comportamentos interessantes.

Como uma alternativa, ao invés de iniciar com expressões geradas aleatoriamente, o usuário pode codificar um conjunto inicial de equações, tal como uma equação de onda ou um sistema de reação-difusão, e começar a evolução a partir daí (SIMS, 1993). Isto pode levar a variações inesperadas dos sistemas iniciais, a serem devidamente exploradas. A

figura 3.18 mostra os resultados após um número de iterações de um sistema dinâmico evoluído por esse método, o qual é descrito pelo seguinte sistema de equações:

$$A_0 = (\sin(\text{noise} - .14 - .77))$$

$$B_0 = 1.99$$

$$dA/dt = (+ (+ (\text{laplacian } A \ 2.1) (\text{if-plusp } (-A \ B) \ .4 \ .0)) (* \ -.38 \ A))$$

$$dB/dt = (+ (\text{laplacian } A \ 4.99) (* \ -.4 \ B))$$

Equações 3.5, 3.6, 3.7 e 3.8

Este sistema inicia a partir de um ruído aleatório até um padrão estável de formas circulares parecidas com células. Não é evidente o motivo que leva este conjunto de equações a produzir o comportamento que produz, nem mesmo para expressões relativamente curtas. Felizmente, uma completa compreensão analítica dessas equações não é requerida, até porque elas são propostas automaticamente pelo computador.

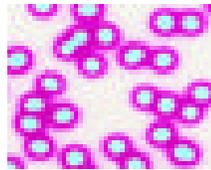


Figura 3.18 – Resultado da evolução de um sistema dinâmico a partir de um ruído aleatório

Muitos dos resultados gerados por SIMS (1993) foram evoluídos em poucos minutos, provavelmente muito mais rápido do que eles levariam para ser projetados analiticamente. O recurso computacional empregado foi um sistema Connection Machine CM-2, um supercomputador de processamento paralelo.

O mais interessante a observar aqui é que a evolução é um método para gerar complexidade que não requer a compreensão humana do processo específico envolvido, permitindo ao usuário e ao computador produzir interativamente resultados que dificilmente seriam conseguidos separadamente.

3.7 EVOLUÇÃO DE MORFOLOGIA E COMPORTAMENTO 3-D

Talvez o mais interessante dos trabalhos desenvolvidos por SIMS (1999) seja a evolução de morfologia e comportamento 3-D. Um desafio clássico das áreas de Vida Artificial e Computação Gráfica é o de complexidade versus controle. É difícil construir entidades virtuais interessantes ou realistas e ainda controlá-las. Por definição de sistemas complexos,

não se constrói um mundo virtual complexo a partir de concepção, desenho e montagem de cada componente. Um exemplo desse desafio é o controle cinemático versus a simulação dinâmica. Ao se calcular os ângulos e posições para se mover objetos, pode-se controlar cada detalhe do seu comportamento, mas torna-se difícil obter movimentos fisicamente plausíveis. Se ao invés disso forem calculadas forças e torques e simulada a dinâmica associada, o resultado provavelmente aparentará ser correto, mas ainda pode ser muito difícil obter o comportamento desejado, especialmente se o objeto possui muitos componentes interativos. A literatura apresenta métodos desenvolvidos para dinamicamente controlar objetos específicos para sucessivamente rastejar, andar ou até mesmo correr (MCKENNA & ZELTZER, 1990; MILLER, 1988; RAIBERT & HODGINS, 1991), mas um novo algoritmo de controle deve ser cuidadosamente projetado a cada vez que uma nova morfologia ou comportamento é desejado.

Técnicas de otimização oferecem possibilidades para a geração automática de complexidade, sendo que os algoritmos evolutivos são comumente usados para permitir entidades virtuais serem criadas sem requerer uma compreensão dos procedimentos usados para gerá-las. A evolução interativa e com efeitos cumulativos permite que resultados gerados de forma procedural sejam explorados simplesmente escolhendo aqueles que são mais interessantes a cada geração. O usuário sacrifica algum controle ao usar esses métodos, mas o potencial ganho em automatizar a criação da complexidade pode frequentemente compensar essa perda.

As criaturas evoluídas por SIMS (1999) tem tanto suas morfologias como seus sistemas de controle determinados por otimização, bem como seus corpos baseados em física. A estrutura física tridimensional de uma criatura pode se adaptar ao seu sistema de controle, e vice-versa, conforme a criatura evolui (veja figura 3.19). Os sistemas nervosos das criaturas também são completamente determinados por otimização: o número de nós internos, a conectividade e o tipo de função que cada nó da rede neural realiza estão incluídos na descrição genética de cada criatura. Finalmente, um processo de produção é usado para gerar as criaturas e seus sistemas de controle. Os componentes similares, incluindo a rede neural, podem ser definidos uma vez e então replicados, ao invés de requerer especificações separadas. Esta abordagem é relacionada com árvores-L, gramáticas e técnicas de instanciação de objetos (PRUSINKIEWICZ & LINDEMAYER, 1990).

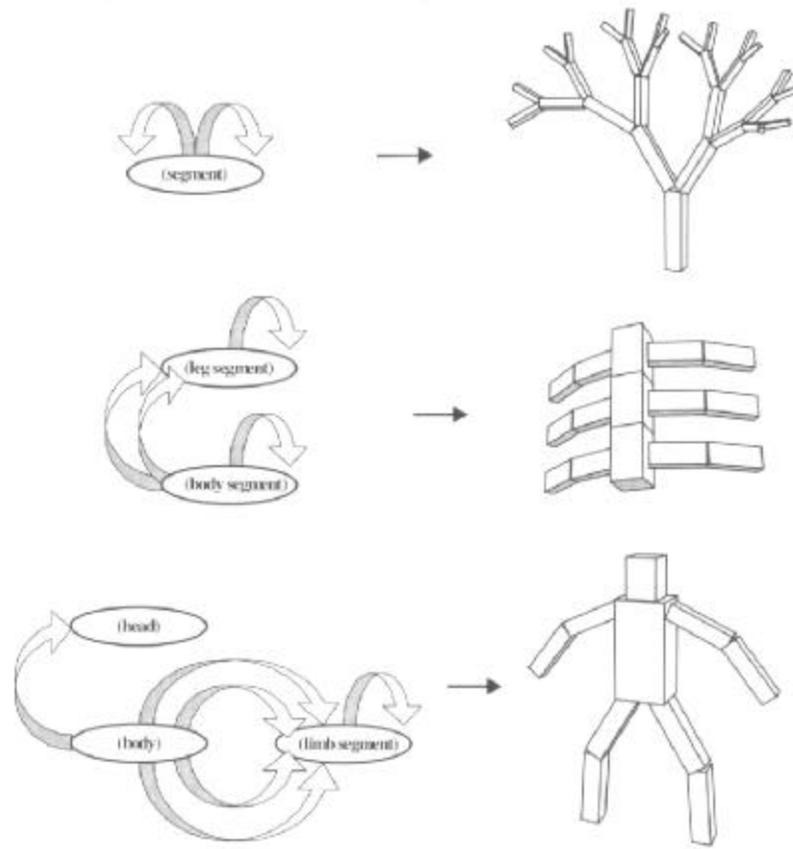


Figura 3.19 – Exemplos de grafos de genótipo e morfologia das criaturas correspondentes

Uma criatura é gerada a partir de sua descrição genética, e então é colocada num mundo virtual simulado dinamicamente. O cérebro provê as forças efetoras que movem partes da criatura, os sensores reportam aspectos do mundo e do corpo da criatura de volta ao cérebro, e o comportamento físico da criatura é avaliado. Após um certo tempo de operação, um valor de *fitness*, ou aptidão, que corresponde ao nível de sucesso, é associado ao comportamento. Se uma criatura tem um *fitness* em relação ao resto da população, será selecionada para sobrevivência e reprodução. Antes da simulação, algumas checagens de viabilidade são realizadas, e criaturas “inapropriadas”, por exemplo, aquelas que têm mais do que um determinado número de partes são removidas. Vários tipos de medidas podem ser empregadas: capacidade de nadar (figura 3.20), retirando-se a gravidade e adicionando-se um efeito de viscosidade da água; capacidade de andar, ou de qualquer forma de locomoção; pular, a partir da maior altura atingida do membro mais inferior; e perseguir, quanto ao acompanhamento de uma fonte de luz.

Uma maneira de evoluir morfologia e comportamento é permitir competição entre as criaturas virtuais. Acredita-se que a interação de organismos em evolução tem uma forte influência na complexidade e diversidade resultantes. Nos sistemas de evolução natural, a medida de *fitness* não é constante: a reprodutibilidade de um organismo depende de muitos fatores ambientais, incluindo outros organismos em evolução, e está continuamente em fluxo.

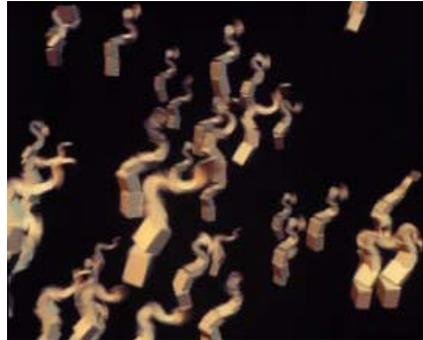


Figura 3.20 – Uma seqüência evolucionária de criaturas selecionadas pela velocidade de nadar, resultando em corpos de serpente

3.8 DA DESCRIÇÃO À FORMALIZAÇÃO CONCEITUAL

Todos os resultados apresentados neste capítulo são exemplos convincentes do sucesso da interação homem-máquina na produção de sistemas aplicados à criatividade. Todos pertencem ao domínio visual e muitos envolvem dinâmica e sistemas complexos. Em capítulos mais adiante, serão apresentados cenários equivalentes no domínio sonoro. Independente de como se manifesta a criatividade, é certo que nenhum dos resultados apresentados poderia ser produzido apenas pelo homem, ou apenas pela máquina, ao menos considerando o mesmo investimento em recursos, como grau de dedicação quantitativa e qualitativa do homem e processamento e memória da máquina.

Fica evidente também a adequação de técnicas de computação evolutiva em aplicações neste contexto. No entanto, a descrição detalhada de implementações bem-sucedidas não permite responder adequadamente às questões colocadas no capítulo 1. Os capítulos a seguir se ocupam justamente com meios de fornecer respostas apropriadas a elas, ou ao menos conduzir a atenção do leitor para questões relacionadas e mais específicas, portanto de mais fácil tratamento.

4

UMA VISÃO PRAGMÁTICA DA COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA

Muito se falou nos capítulos anteriores sobre processos evolutivos e de como eles surgem na natureza ou então de como eles são artificialmente concebidos pelo ser humano, com o auxílio do computador. Mas o que é exatamente esse processo evolutivo, como posicioná-lo frente a outros paradigmas computacionais, como representá-lo matematicamente e como contar com a participação do usuário em etapas que não podem ser automatizadas imediatamente? Estas são as questões abordadas neste capítulo, sendo que esta abordagem será realizada em várias etapas, associadas às sub-seções que seguem.

4.1 ALGORITMOS EXATOS E ALGORITMOS APROXIMADOS PARA PROCESSOS DE BUSCA

Na ciência da computação, muitos algoritmos para a solução de problemas computáveis são elaborados como processos de busca em espaços que contêm os candidatos à solução. Este é particularmente o caso dos algoritmos a serem considerados nesta tese. Neste contexto, é

possível definir duas grandes classes de algoritmos: exatos e aproximados. Os algoritmos exatos são aqueles que realizam a busca com garantia de obtenção da solução ótima. Por outro lado, os algoritmos aproximados não garantem a obtenção da solução ótima, além de normalmente apresentarem uma dependência da qualidade da solução em relação à condição inicial e outros parâmetros do algoritmo.

A partir desta caracterização das duas grandes classes de algoritmos de busca, é evidente que, perante a existência de um algoritmo exato e outro aproximado, ambos desenvolvidos para fornecer a solução de um mesmo problema, deve-se optar pelo algoritmo exato, sempre.

No entanto, os algoritmos aproximados são aqueles que mais têm recebido atenção. Esforços significativos têm sido devotados na elaboração de novas versões daqueles já existentes e de novas propostas inovadoras, baseadas em heurísticas e na incorporação de conhecimento dedicado, ou seja, restrito ao contexto de cada aplicação. Os aspectos computacionais desta tese corroboram este cenário, como será evidenciado no Capítulo 5. Estabelece-se, portanto, um aparente paradoxo, o qual deve ser devidamente equacionado antes de se dar encaminhamento aos demais tópicos do texto. Para que investir tanto esforço na elaboração de algoritmos aproximados mesmo para os casos em que existem algoritmos exatos que resolvem o problema?

Este aparente paradoxo pode ser completamente dissolvido quando se considera um aspecto adicional relativo aos algoritmos exatos e aproximados: a complexidade computacional. Para um dado problema computável, toda vez que a complexidade computacional de um algoritmo exato é tal que sua execução torna-se intratável para instâncias de tamanho suficientemente elevado, existem basicamente dois caminhos a seguir:

- abandonar a tarefa de resolução do problema, pela impossibilidade de aplicação de um algoritmo exato;
- propor um algoritmo aproximado e que seja computacionalmente tratável, quando pertinente, ou seja, quando existir esta possibilidade.

Portanto, enquanto existirem problemas computáveis que precisam ser resolvidos e que levam ao estabelecimento das condições acima, a sobrevivência dos algoritmos

aproximados está garantida, assim como está justificado todo o investimento que se tem realizado na proposição de algoritmos aproximados, desde os mais genéricos aos mais específicos. No entanto, para cada problema a ser resolvido, é fundamental que a complexidade computacional dos algoritmos aproximados seja menor que aquela associada aos algoritmos exatos que porventura já tenham sido desenvolvidos para se chegar a solução.

Conclui-se então que existem problemas computáveis, mas intratáveis quando se procura resolvê-los empregando algoritmos exatos, que podem efetivamente ser tratados computacionalmente, ao preço de se perder a garantia de obtenção da solução ótima e possivelmente também a noção de quão distante se está do ótimo.

Mas existe um outro preço a pagar quando se recorre a algoritmos aproximados: a maior parte dos conceitos vinculados à teoria de complexidade computacional não se aplica a algoritmos aproximados (MOSCATO, 2001). De fato, dois problemas computáveis cujos algoritmos exatos de solução apresentam a mesma complexidade computacional podem apresentar complexidades muito distintas sob o ponto de vista dos algoritmos aproximados desenvolvidos para o seu tratamento.

Mas apesar de todas estas dificuldades, entre as soluções fornecidas por algoritmos aproximados e nenhuma solução, é cada vez maior o número de casos práticos em que se tornam óbvias as vantagens associadas à adoção da primeira alternativa. E as vantagens são tão mais evidentes quanto mais eficaz for o algoritmo aproximado que se emprega junto ao processo de busca.

A computação evolutiva, tema deste capítulo e já abordada superficialmente no Capítulo 3, corresponde a uma área da computação dedicada à proposição de algoritmos populacionais aproximados, que serão tratados a seguir para uma grande variedade de problemas caracterizados pela intratabilidade computacional de sua solução via algoritmos exatos. É evidente que existem outras abordagens para algoritmos aproximados (GLOVER & KOCHENBERGER, 2002), sendo que os algoritmos evolutivos inspiram-se particularmente na teoria da seleção natural de Darwin e suas extensões.

4.2 ESTRATÉGIAS DE BUSCA POPULACIONAIS E NÃO-POPULACIONAIS

Os algoritmos aproximados que empregam estratégias de busca não-populacionais são normalmente derivados de algoritmos exatos que empregam estratégias de busca não-populacionais, como *branch-and-bound* (NEMHAUSER & WOLSEY, 1988) e *branch-and-cut* (CAPRARA & FISCHETTI, 1997). Estas estratégias exatas de busca operam realizando uma enumeração parcial de todas as possíveis soluções e particionam recursivamente o espaço de busca pela definição e subsequente eliminação de regiões não-promissoras do espaço. A existência de garantia de obtenção da solução ótima leva normalmente à intratabilidade do algoritmo de busca correspondente junto a problemas de interesse prático, incluindo aqueles a serem tratados nesta tese. Com base nos argumentos levantados na seção anterior, fica devidamente justificada a iniciativa de se derivar algoritmos aproximados a partir desses algoritmos exatos não-populacionais.

Como algoritmos aproximados e não-populacionais, é possível destacar *simulated annealing* (KIRKPATRICK *et al.*, 1983) e *tabu search* (GLOVER & LAGUNA, 1997). Ambos partem de um candidato inicial à solução e, a cada iteração, a vizinhança da solução atual é investigada visando a proposição do próximo candidato à solução. A principal característica de ambas as propostas é a possibilidade de suplantarem mínimos locais, pois é permitida a degradação temporária da qualidade da seqüência de candidatos à solução, na medida em que vão sendo propostos. Além disso, por tratar uma solução candidata por vez, o número de iterações é geralmente muito maior que aquele vinculado às estratégias populacionais, embora o custo computacional por iteração seja normalmente bem menor.

Como estão sendo considerados no contexto desta pesquisa processos de busca não apenas iterativos, mas também interativos, a existência de um número muito maior de iterações inviabiliza a consideração de estratégias não-populacionais.

Por outro lado, algoritmos de busca inspirados em estratégias populacionais operam simultaneamente com um conjunto de candidatos à solução, denominada geração atual. Normalmente, uma iteração representa a proposição de uma nova geração de candidatos à solução a partir da geração atual, pela modificação e/ou combinação de características dos candidatos à solução. Por se tratarem de estratégias populacionais, é possível realizar simultaneamente a exploração (busca em amplitude) e a exploração (busca em

profundidade) do espaço de busca, o que permite que muitos progressos, tais como a detecção e/ou validação de regiões promissoras do espaço, possam ocorrer em uma única iteração. Embora normalmente ocorra um aumento do custo computacional por iteração, reduz-se significativamente o número total de iterações – neste caso, gerações – necessárias para se chegar a uma solução aceitável. Este é o principal aspecto que levou à adoção de estratégias populacionais na proposição de algoritmos iterativos, a serem descritos no Capítulo 5.

Os algoritmos genéticos e outros algoritmos evolutivos (FOGEL, 1995) foram adotados no contexto desta pesquisa, mas vale salientar que existem algoritmos aproximados alternativos que poderiam ter sido considerados, todos empregando estratégias populacionais. Dentre estes, destacam-se: *colônia de formigas* (DORIGO & DI CARO, 1999), *inteligência coletiva* (KENNEDY *et al.*, 2001) e sistemas imunológicos artificiais (DE CASTRO & TIMMIS, 2002).

4.3 CONTEXTUALIZAÇÃO

Dado um espaço que contém todos os candidatos à solução de um dado problema, algoritmos aproximados de busca são aqueles que empregam estratégias de identificação das regiões mais promissoras deste espaço, ou seja, regiões que potencialmente apresentam as melhores propostas de solução para o problema (BENTLEY, 1999; KANAL & CUMAR, 1988). Obviamente, a qualidade de uma região do espaço só pode ser medida a partir da qualidade dos candidatos à solução que já foram considerados e que pertencem a esta região.

A busca evolutiva, bem como outras, faz uso de soluções de alguma forma pré-visitadas anteriormente, para decidir as próximas a serem visitadas. A busca se dá sempre pela modificação e/ou combinação das características dos candidatos presentes na população atual. Às vezes, o espaço apresenta uma alta concentração de más soluções que precisam ser vagorosamente examinadas até que eventualmente um vizinhança promissora seja encontrada. Em outros casos, obtém-se, já no início, uma boa solução. Por exemplo, pode-se já ter à mão um conjunto de parâmetros que adequadamente definam um carro, como apresentado na figura 4.1. Estes parâmetros podem dizer respeito à distância entre as rodas, comprimento da carroceria, e assim por diante. A busca mostrada na figura percorre

três projetos de carros, sendo que cada movimento representa uma mudança em um parâmetro. Em termos gerais, este é precisamente o sentido pelo qual as soluções de vizinhança num espaço de busca são próximas. Em outras palavras, a distância no espaço está relacionada à distância em termos de conjuntos de parâmetros (BENTLEY & CORNE, 2002).

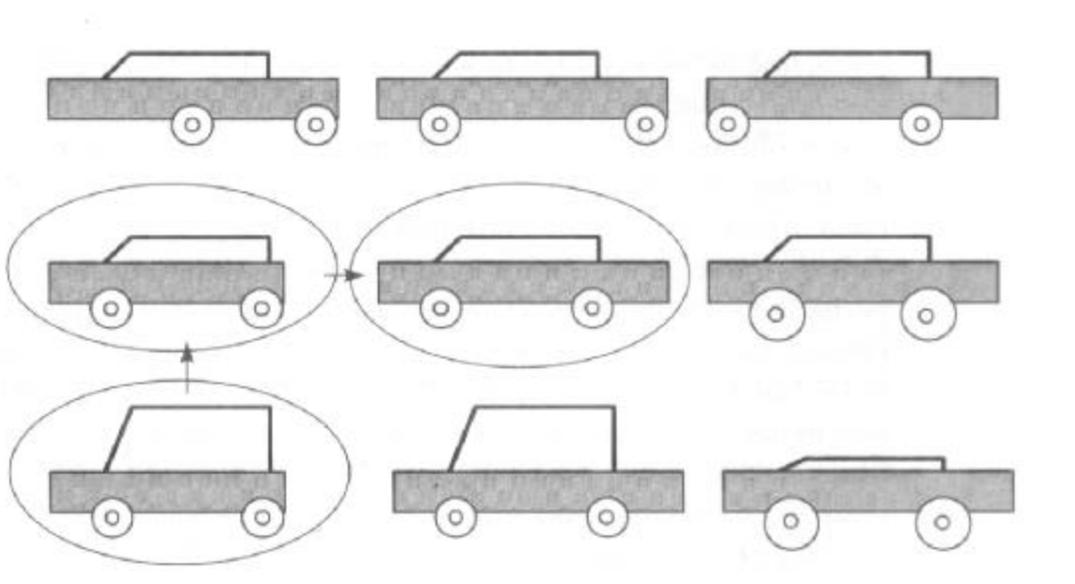


Figura 4.1 – Busca de uma solução num exemplo de espaço de busca de projetos de carro

Como os algoritmos evolutivos estão todos inspirados na teoria da seleção natural de Darwin, então é necessário definir um índice de qualidade para cada candidato à solução. Este índice, equivalente ao conceito de nível de adaptação ao meio empregado por Darwin, irá guiar a produção da próxima geração.

Em essência, os computadores são instruídos para manter populações de soluções, permitir que as melhores soluções “procriem”, e que as piores soluções “pereçam”. As gerações subsequentes herdam de suas antecessoras características com alguma pequena variação aleatória (veja figura 4.2), e então as melhores dessas soluções têm suas próprias soluções-filhas, enquanto que as piores têm uma probabilidade baixa de contribuir na produção de soluções-filhas que comporão a próxima geração. Este procedimento simples permite que a evolução ocorra. Após gerações, o computador terá evoluído substancialmente soluções melhores comparadas às primeiras propostas.

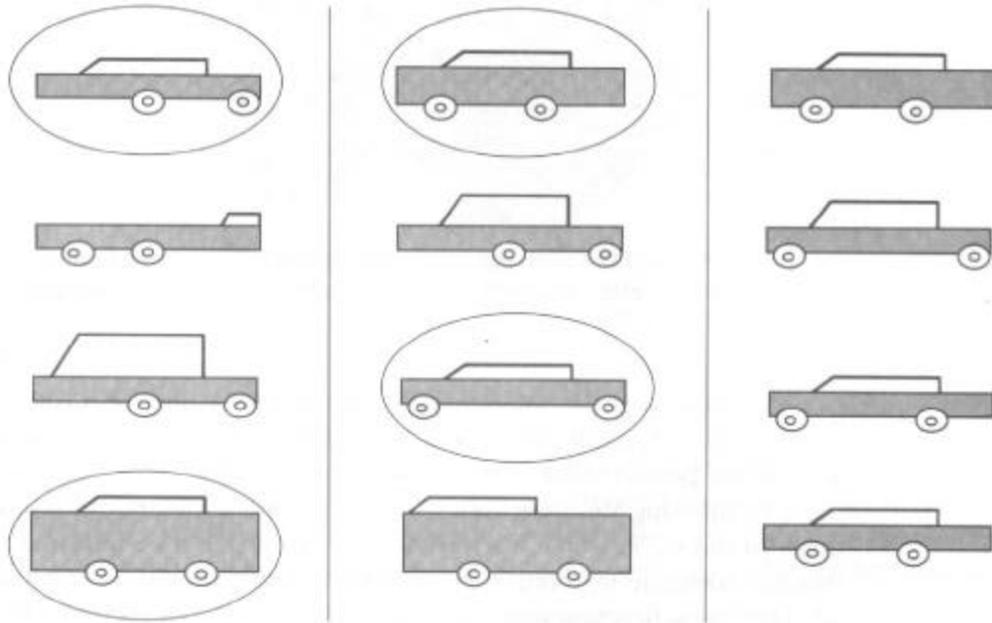


Figura 4.2 – Três gerações de projetos de carro, usando uma população de tamanho quatro

Considerando o espaço de busca, é possível ter uma idéia de como a evolução encontra boas soluções. A figura 4.3 mostra o espaço de busca para o exemplo apresentado na figura 4.2, onde o tipo de busca realizado é chamado de *busca local*. Nesse tipo de busca, tem-se, a cada instante, uma única solução “corrente”, que é gradualmente atualizada com melhorias se e quando são encontradas melhores soluções nas redondezas. Deve estar claro que a busca é realizada em paralelo, considerando vários projetos de carro a cada momento. No exemplo da figura 4.2, são quatro projetos simultâneos representando os indivíduos a cada geração, indicados pelas elipses em volta.

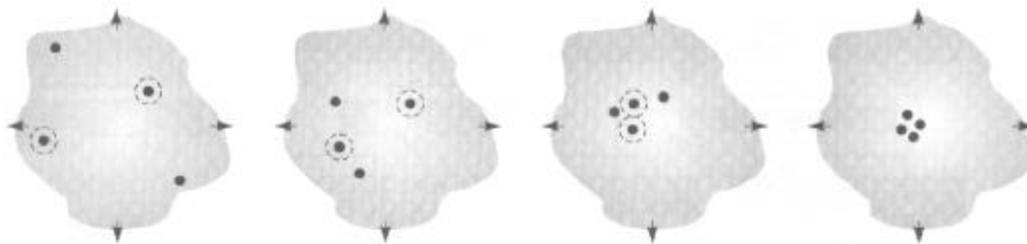


Figura 4.3 – A localização dos carros “evoluídos” no espaço de projetos de carros, a cada geração (veja figura 4.2). Neste exemplo, as melhores soluções são encontradas na área central, a qual se caracteriza como uma região promissora do espaço de busca

Também deve estar claro que a existência de vários projetos simultaneamente facilita a detecção de regiões promissoras no espaço de busca, de modo que em poucas gerações já é possível obter bons projetos, embora sempre exista uma dependência da complexidade do problema. No exemplo da figura 4.2, em apenas 3 gerações já se chegou a projetos de boa qualidade (BENTLEY & CORNE, 2002).

Todos os algoritmos evolutivos requerem algum “guia” para direcionar a evolução junto às melhores regiões do espaço de busca. Isto acontece pela avaliação de cada indivíduo (solução-candidata) da população, para determinar a sua aptidão. A aptidão de uma solução é um índice numérico baseado no quanto a solução satisfaz o objetivo do problema. A função que recebe cada solução-candidata como entrada e fornece o correspondente índice numérico como saída é denominada função de *fitness*. Tipicamente, valores de *fitness* são números reais positivos. A função de *fitness* deve então ser capaz de fornecer um índice numérico para todos os pontos do espaço de busca, pois qualquer um deles pode ser tomado como solução-candidata em uma dada geração. No entanto, por serem algoritmos aproximados, uma parcela muito pequena dos pontos do espaço de busca acabará sendo visitada ao longo da execução do algoritmo de busca. Isto ocorre justamente porque regiões não-promissoras serão detectadas e descartadas a cada geração, a partir do privilégio que é imposto às melhores soluções candidatas para se reproduzirem, em detrimento das piores.

Outro aspecto relevante é o fato de que apenas um índice numérico é utilizado, representando o que se conhece no contexto de algoritmos de otimização, por informação de ordem 0 (zero). Se houvesse outros índices numéricos, como a direção a ser tomada no espaço de busca, a partir de um dado ponto, para garantir o aumento do *fitness*, então haveria informação de ordem 1 disponível. Mas os algoritmos evolutivos operam apenas com informação de ordem 0, e é somente com ela que a busca deve ser executada em direção à maximização do *fitness*. Por outro lado, a disponibilidade de informação de ordem 1 implicaria a viabilidade de aplicação de algoritmos alternativos, possivelmente com desempenho superior caso fizessem um uso adequado da informação de ordem 1. Nenhum dos problemas a serem considerados nesta pesquisa oferecem informação de ordem 1 ou superior, sendo mais uma motivação para a opção pelos algoritmos evolutivos.

Como o domínio da função de *fitness* é todo o espaço de busca, é possível adotar o conceito de superfície ou paisagem de *fitness*. Quando o espaço de busca é contínuo, é natural imaginar a existência de picos e vales, sendo que um pico alto corresponde a soluções naquela parte do espaço de busca com *fitness* superiores a toda a vizinhança. Se o problema tem muitos picos separados (ou seja, a função de *fitness* é multimodal), encontrar uma solução ótima global na paisagem, ou o “topo da montanha mais alta”, pode ser muito difícil (NEMHAUSER & WOLSEY, 1988).

4.4 ASPECTOS GENÉRICOS DE ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Embora existam versões de algoritmos evolutivos mais consolidadas e mais bem sucedidas que outras, junto a problemas específicos, não existem procedimentos sistemáticos para se definir qual seria o melhor algoritmo evolutivo para tratar um determinado problema, a menos que peculiaridades marcantes estejam presentes. Exemplos:

- busca de valores ótimos para um conjunto de variáveis, sendo todas contínuas: sugere-se o emprego de estratégias evolutivas;
- busca de valores ótimos para um conjunto de variáveis, sendo todas binárias: sugere-se o emprego de algoritmos genéticos.

Os algoritmos genéticos, as estratégias evolutivas, a programação evolutiva e a programação genética são consideradas as classes de referência para algoritmos evolutivos. São ilimitadas as variações que podem ser introduzidas junto a cada algoritmo evolutivo, impedindo inclusive de definir uma fronteira clara entre estas quatro classes. Apenas para efeito ilustrativo, vale mencionar algumas iniciativas presentes na literatura:

- é possível realizar a combinação de dois ou mais tipos de algoritmos evolutivos, como por exemplo usando um algoritmo estilo-PE para evoluir programas estruturados em árvores (CHELLAPILLA, 1997);
- é possível propor um algoritmo que seja radicalmente diferente de qualquer um dos quatro principais algoritmos evolutivos, como por exemplo no caso da população estar baseada em um algoritmo de aprendizagem incremental (BALUJA & CARUNA, 1995).

Em geral, conforme sugerido pela teoria da seleção natural de Darwin, os critérios necessários para a evolução ocorrer são a presença dos mecanismos de *reprodução*, *herança*, *variação* e *seleção* (BENTLEY, 1999). Isto é, qualquer algoritmo evolutivo deve conter etapas de processamento nas quais novos indivíduos podem ser gerados, herdando propriedades dos antecessores e introduzindo inovações aleatórias, além da existência de alguma pressão seletiva na produção da próxima geração.

Todos os algoritmos evolutivos realizam a reprodução dos indivíduos, ou pela clonagem direta dos progenitores, ou usando operadores de recombinação e mutação para permitir herança com variação. Estes operadores podem realizar muitas tarefas diferentes, desde uma simples modificação de alelos selecionados aleatoriamente, até operações de busca local.

Os algoritmos evolutivos sempre usam alguma forma de seleção para determinar quais soluções candidatas terão a oportunidade de se reproduzir ou não. A idéia-chave por trás da seleção é lembrar que ela exerce *pressão seletiva*, ou *pressão evolutiva*, para guiar o processo evolutivo em direção às áreas promissoras do espaço de busca. Para isto, uma maior probabilidade de reprodução deve ser alocada a alguns indivíduos em relação a outros. A seleção pode ser tão simples quanto a escolha direta de indivíduos da população durante a fase de reprodução, levando em conta o *fitness* relativo de cada um. Mas existem também operadores de seleção mais elaborados, que consideram múltiplas pressões evolutivas, cada uma associada a um objetivo do problema (isso, no caso de um problema multi-objetivo).

Dentre as técnicas de seleção mais empregadas, encontram-se a seleção por torneio e pela roleta. A seleção por torneio estabelece a probabilidade de uma solução ser selecionada em termos de quantos outros indivíduos aleatoriamente selecionados ela pode derrotar. A seleção proporcional de *fitness*, ou roleta, estabelece a probabilidade de seleção como sendo diretamente proporcional ao *fitness* de cada indivíduo, sendo que o *fitness* do indivíduo deve ser normalizado com base no *fitness* total da população naquela geração (GOLDBERG, 1989).

Uma vez que a descendência foi gerada durante a etapa de reprodução, ela deve ser inserida na população. Algoritmos evolutivos usualmente mantêm populações de tamanho fixo. Assim, para cada novo indivíduo que é inserido na população, outro indivíduo

existente deve ser eliminado. Os algoritmos evolutivos mais simples apenas eliminam todos os indivíduos da geração corrente e os substituem por novos descendentes, respeitando o tamanho fixo da população. Outros algoritmos mais elaborados realizam a substituição parcial da população corrente, proporcional ao *fitness*. Desse modo, os descendentes sempre substituem soluções menos adaptadas do que eles mesmos, ou os mais fracos da população são substituídos por descendentes mais adaptados. De fato, o uso de substituição baseada em *fitness* exemplifica o famoso argumento de Darwin: sobrevivência dos mais adaptados. Mas a substituição não precisa necessariamente ser baseada em *fitness*. Ela pode ser baseada na satisfação de restrições, na similaridade de genótipos, na idade dos indivíduos, ou qualquer outro critério pertinente, desde que uma pressão baseada em *fitness* seja exercida em alguma outra etapa do algoritmo evolutivo.

Algoritmos evolutivos também compartilham outras etapas básicas: inicialização da população, avaliação do *fitness* de cada indivíduo da população e definição de um critério de parada (BENTLEY & CORNE, 2002). A inicialização da população corresponde à fase de amostragem inicial do espaço de busca. Caso não se tenha nenhum conhecimento inicial disponível sobre o espaço de busca (por exemplo, localização de regiões promissoras), a inicialização aleatória, com distribuição de probabilidade uniforme, pode ser empregada. No entanto, na disponibilidade de conhecimento inicial ou então de alguma técnica capaz de propor boas condições iniciais, estes podem ser empregados na proposição das soluções candidatas que irão compor a população inicial. Alguns pesquisadores suprem o algoritmo evolutivo com ‘embriões’, ou soluções não-aleatórias que são então usadas como pontos iniciais para a evolução de soluções mais complexas (KOZA *et al.*, 1999a). Outros tentam evoluir blocos construtivos, usando em seguida os resultados para inicializar outro algoritmo evolutivo com o qual evoluirão projetos complexos usando esses blocos construtivos (ROSENMAN & GERO, 1999).

Quanto à avaliação do *fitness*, ao contrário da evolução natural, os algoritmos evolutivos não têm um ambiente real no qual a ‘sobrevivência’ ou ‘aptidão’ possa ser testada, gerando um valor de *fitness*. Enquanto o *fitness* de um indivíduo, na natureza, depende da integração de todas as suas interações com o meio e com os demais indivíduos da mesma e de outras espécies, o *fitness* de um indivíduo em uma simulação computacional de um processo evolutivo pode envolver desde apenas a aplicação de um mapeamento

estático, que leva cada conjunto de atributos que caracteriza um indivíduo ao seu valor de *fitness*, até alguma simulação computacional que reflita algum tipo de analogia com as mencionadas interação com o meio e com outros indivíduos. Por exemplo, em robótica evolutiva, a evolução de estratégias de navegação autônoma vai envolver a simulação da navegação do robô sob o controle de cada estratégia de navegação presente no conjunto de soluções candidatas, sendo que outros robôs podem estar presentes no ambiente de navegação.

Freqüentemente, uma única execução de um algoritmo evolutivo envolverá um número elevado de avaliações para definição do valor de *fitness* de cada indivíduo, o que significa que quase todo o tempo de computação é empregado na execução do processo de avaliação. O tempo de processamento da maioria dos algoritmos evolutivos é desprezível em comparação ao tempo de avaliação, sendo que há freqüentemente uma forte ênfase em reduzir o número de avaliações durante a evolução ou então realizar a sua implementação em paralelo (MOSCATO, 1989; EBY *et al.*, 1999).

As funções que permitem obter um valor de *fitness* podem envolver um único ou múltiplos objetivos, elas podem ser unimodais ou multimodais, contínuas ou descontínuas, suaves ou “ruidosas”, estáticas ou dinâmicas. Algoritmos evolutivos são reconhecidamente eficientes em encontrar boas soluções para quase todos os tipos de funções de *fitness*, mas técnicas especializadas são freqüentemente requeridas para funções multimodais, com múltiplos objetivos, ruidosas e dinâmicas.

A avaliação não é sempre executada por funções de *fitness* explícitas. Alguns algoritmos evolutivos empregam avaliadores humanos para avaliar e julgar as soluções. Exemplos desses algoritmos foram apresentados no Capítulo 3 e outros exemplos serão apresentados no Capítulo 5. O *fitness* também pode ser determinado por competição entre soluções. Por exemplo, cada solução pode representar uma estratégia de um jogo, e o *fitness* de cada estratégia depende de quantas outras soluções na população de estratégias corrente podem ser derrotadas (AXELROD, 1987).

Já em relação ao critério de parada, também existem várias opções, embora nenhuma delas se mostre adequada a todos os casos:

- monitorar o tempo de execução. Normalmente a evolução é terminada após um número específico de gerações, avaliações, ou tempo de processamento. Para algoritmos que

usam funções de *fitness* custosas computacionalmente, ou para algoritmos que devem gerar soluções rapidamente, o critério de término primário deve estar baseado no tempo. Uma desvantagem: não há como garantir que haja progressos significativos do processo evolutivo dentro do tempo especificado.

- monitorar o nível de diversidade da população ao longo das gerações e finalizar o processo evolutivo assim que a diversidade cair abaixo de um determinado limiar. Uma desvantagem: calcular a diversidade da população a cada geração pode ser extremamente custoso computacionalmente.
- monitorar a qualidade das soluções candidatas ao longo das gerações e finalizar o processo evolutivo assim que se encontrar um indivíduo com um valor de *fitness* acima de um determinado limiar. Uma desvantagem: pode ser muito difícil definir este limiar de qualidade, principalmente quando não se sabe qual seria o valor de *fitness* da solução ótima.
- monitorar a qualidade das soluções candidatas ao longo das gerações e finalizar o processo evolutivo assim que se detectar a interrupção do processo de melhora do valor de *fitness*, o que pode ser medido por um número fixo de gerações sem melhora significativa. Uma desvantagem: se ainda houver diversidade suficiente na população, etapas de estagnação temporária do *fitness* podem ser seguidas por etapas de rápida evolução, sendo difícil definir um número de gerações capaz de indicar estagnação permanente. A detecção de estagnação pode ser utilizada também para reinicializar a população (WHITLEY & STARKWEATHER, 1990).
- finalizar o processo evolutivo após transcorrido um número pré-determinado de gerações. Uma desvantagem: por ser pré-determinado, é difícil definir a priori um número adequado de gerações.

O último critério é certamente o mais utilizado, por ser barato computacionalmente e por permitir o reinício do processo evolutivo (a partir do estado da última parada) caso se detecte a necessidade de prosseguir com a evolução.

Um problema comum a todos os algoritmos diz respeito às “taxas dos operadores”, isto é, quão frequentemente aplicar cada operador. Uma resposta possível para esse problema é deixar o algoritmo calcular, ou seja, as taxas de aplicação de cada operador

evoluirão e se adaptarão com o tempo, mudando de acordo com o nível de sucesso ou falha. Há muitos possíveis esquemas para esse processo de adaptação (TUSSON & ROSS, 1998; BÄCK *et al.*, 2000a).

4.4.1 A QUESTÃO DA REPRESENTAÇÃO

Para a simulação computacional de algoritmos evolutivos, é necessário que os indivíduos da população admitam uma descrição em uma de duas formas possíveis: lista de atributos (como em algoritmos genéticos) ou árvore de atributos (como em programação genética).

Tomando lista de atributos como caso de estudo, pode-se interpretar cada atributo como correspondendo a um eixo de coordenadas e os possíveis valores do atributo, denominados alelos, representam então a posição do atributo no eixo de coordenadas. Sendo assim, todo indivíduo da população pode ser interpretado como um ponto em um espaço de atributos, que vem sendo denominado nesta tese de espaço de busca.

Dependendo da escolha que se faça para o elenco de atributos que caracterizam completamente um indivíduo, ou seja, dependendo da escolha da representação ou codificação genética, vai se estabelecer também a topologia do espaço. A topologia está vinculada às relações de vizinhança entre os pontos do espaço de atributos, ou seja, os candidatos a comporem a população em uma dada geração.

Uma representação pobre pode fazer com que soluções muito dissimilares em termos de desempenho apareçam próximas umas das outras e soluções com desempenho equivalente apareçam distantes umas das outras, dificultando a busca por melhores soluções. Quando a representação possui um número variável de atributos o espaço de busca costuma ser de dimensão variável, tornando a sua exploração ainda mais difícil.

A exploração do espaço de busca requer a definição de operadores genéticos responsáveis pela proposição de novos indivíduos a partir do código genético dos indivíduos da geração atual, submetidos a mutação e crossover. O desempenho dos operadores seguramente está vinculado à topologia do espaço de busca.

É claro que definir uma representação ou codificação genética adequada e operadores genéticos capazes de realizar uma busca eficaz é, por si só, um problema de elevada complexidade. No entanto, o que geralmente se adotam na prática são representações que possuem um vínculo direto com a funcionalidade. Por exemplo, considere o problema de se definir o estado ótimo de 80 chaves seccionadoras em uma rede

de distribuição de energia elétrica. Se os estados possíveis para as chaves forem apenas dois, então pode-se associar ‘0’ a <chave aberta> e ‘1’ a <chave fechada>. Logo, a representação de um indivíduo da população será dada por uma seqüência de 80 bits. Outros exemplos empregando codificação inteira e em ponto flutuante podem ser imediatamente derivados (BÄCK *et al.*, 2000b).

4.5 BREVE DESCRIÇÃO DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Há quatro principais tipos de algoritmos evolutivos em uso hoje, três dos quais foram independentemente desenvolvidos há mais de trinta anos atrás. Estes algoritmos são: o algoritmo genético (AG), criado por HOLLAND (1973, 1975) e difundido por GOLDBERG (1989); programação evolutiva (PE), criada por FOGEL (1962; 1963; 1966) e desenvolvida posteriormente por seu filho DAVID FOGEL (1992); e estratégias evolutivas (EE), criada por RECHENBERG (1973) e difundida por BÄCK (1996). O quarto algoritmo evolutivo é uma extensão dos algoritmos genéticos apresentada por KOZA (1992) e conhecida como programação genética (PG). O campo da computação evolutiva cresceu ao redor dessas técnicas, com suas raízes ainda firmemente encravadas na biologia evolucionária e na ciência da computação. Hoje, os pesquisadores da área examinam cada aspecto concebível dos algoritmos evolutivos, freqüentemente usando conhecimento da biologia evolucionária em seus algoritmos e, mais recentemente, usando algoritmos evolutivos para auxiliar os biólogos na compreensão da evolução natural (DAWKINS, 1991).

Algoritmos populacionais para busca estão entre os mais flexíveis, eficientes e robustos de todos os algoritmos de busca conhecidos em ciência da computação (GOLDBERG, 1989). Devido a todas essas propriedades, estes métodos têm sido muito usados para resolver um amplo conjunto de diferentes problemas (HOLLAND, 1992).

A próxima subseção descreve brevemente os algoritmos genéticos, os quais serão implementados mais adiante no desenvolvimento das ferramentas computacionais vinculadas a esta tese. Para uma descrição comparativa dos 4 principais algoritmos evolutivos, sugerimos os trabalhos de DAVIS (1991), KOZA *et al.* (1999b), FOGEL (1995) e BÄCK (1996).

4.5.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

O algoritmo genético é talvez o mais bem conhecido de todos os algoritmos baseados em busca evolutiva. Algoritmos genéticos (AGs) foram desenvolvidos por John Holland numa tentativa de explicar o processo adaptativo de sistemas naturais e projetar sistemas artificiais baseados nesses sistemas naturais (HOLLAND, 1973, 1975), e são hoje os mais usados. Iniciativas precursoras dos AGs podem também ser atribuídas a Alex Fraser em 1957 e Hans Bremermann em 1962. Mais experimentos e análises teóricas têm sido usadas nos trabalhos com algoritmos genéticos do que com quaisquer outros algoritmos evolutivos. Ainda, os algoritmos genéticos e suas variações são modelos mais próximos da evolução natural do que a maioria dos outros métodos.

Nas últimas décadas, os AGs vêm sendo aplicados com sucesso junto a uma grande variedade de problemas computáveis caracterizados pela intratabilidade de seus algoritmos exatos de solução (HOLLAND, 1975; GOLDBERG, 1989; DAVIS, 1991; FOGEL, 1994).

Algoritmos genéticos usam dois espaços separados: o espaço de busca e o espaço de solução. O espaço de busca é um espaço de soluções codificadas do problema, e o espaço de soluções é o espaço das soluções decodificadas, em sua forma original. Soluções codificadas, ou genótipos, devem ser mapeadas nas soluções decodificadas, ou fenótipos, antes que a qualidade ou *fitness* de cada solução seja avaliada.

Algoritmos genéticos mantêm uma população de indivíduos, sendo que cada indivíduo consiste de um genótipo e de um fenótipo correspondente. O genótipo consiste da versão codificada da lista completa de atributos que caracterizam um indivíduo candidato à solução do problema. O fenótipo correspondente pode ser interpretado como a expressão do genótipo, pois a entidade fenotípica vai expressar todos os atributos descritos no genótipo. Um atributo codificado é normalmente denominado gene, e os valores que um gene podem assumir são chamados de alelos. Uma coleção de genes em um genótipo é freqüentemente representada por uma cadeia ou lista de atributos, e é denominada cromossomo.

Dois espaços de estado são inerentes ao processo evolutivo: um espaço de estado genotípico, G , referente à codificação; e um espaço fenotípico, F , referente ao indivíduo resultante da interpretação do genótipo. A evolução de uma população dentro de uma geração específica é esquematizada na figura 4.4. Seja a geração de genótipos, $g_1 \in G$. Existe um mapeamento f_1 tal que cada elemento de g_1 é traduzido em um elemento de p_1 . O

mapeamento é inerentemente muitos-para-um, porque podem existir muitos genótipos que resultam em um fenótipo idêntico. O mapeamento f_2 representa as variações na adaptabilidade dos indivíduos durante a vida e fornece apenas os indivíduos que irão se reproduzir, gerando descendentes. A reprodução é representada pelo mapeamento f_3 . A presença de ruído durante a transmissão do código genético, ou seja, a existência de mutações, está representada pela transição de g_2 para g_1' . E o processo se repete a partir de g_1' .

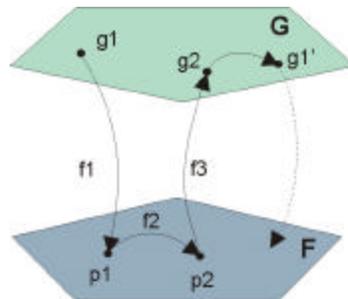


Figura 4.4 – O mapeamento entre os genótipos no espaço de busca (G) e os fenótipos no espaço de soluções (F)

Tanto a evoluções biológica quanto a simulada envolvem os conceitos básicos de genótipo e fenótipo, e os processos de seleção e reprodução com variantes. Na forma mais simples de algoritmo genético, apresentada no algoritmo 4.1, o genótipo de cada indivíduo é inicializado com alelos definidos aleatoriamente.

- 1** *Inicialize a população;*
- 2** *Repita os passos abaixo até que o critério de parada seja atendido:*
 - 2.1** *Determinar o fitness de todos os indivíduos da população;*
 - 2.2** *Reproduzir os indivíduos de acordo com o fitness;*
 - 2.3** *Enquanto a população estiver incompleta faça:*
 - 2.3.1** *Selecionar dois indivíduos quaisquer;*
 - 2.3.2** *Aplicar o operador de crossover;*
 - 2.3.3** *Efetuar mutação sobre os indivíduos gerados;*
 - 2.3.4** *Inserir os novos indivíduos na população;*

Algoritmo 4.1 – Algoritmo genético tradicional

O ciclo principal começa, então, com a avaliação do *fitness* correspondente a cada indivíduo. Dois indivíduos são então selecionados com probabilidades proporcionais aos respectivos valores de *fitness*, os quais serão os próximos progenitores. Os descendentes são então gerados após a aplicação do operador de crossover, o qual tem associado a si uma certa probabilidade de ocorrência.

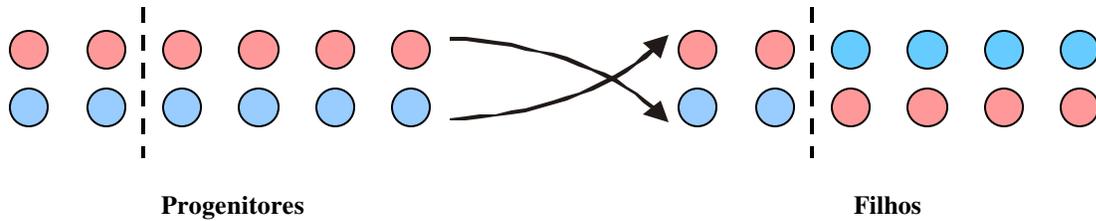


Figura 4.5 – O comportamento do operador de crossover. A linha vertical mostra a posição do ponto de crossover.

Por exemplo, dado dois progenitores ‘ABCDEF’ e ‘abcdef’, na ocorrência de crossover, um ponto aleatório de crossover deve ser definido, por exemplo, 2. Com isso, os dois descendentes gerados pelo AG tradicional seriam: ‘ABcdef’ e ‘abCDEF’, mostrados na figura 4.5. Na ausência de crossover, os descendentes são simples clones de seus progenitores, já que os cromossomos são haplóides. A mutação, com uma baixa probabilidade, é então aplicada aos descendentes. Quando aplicada para modificar um indivíduo, tipicamente um único gene é modificado, sendo este escolhido aleatoriamente. Por exemplo, um indivíduo ‘110000’ pode ser modificado para ‘110100’, conforme apresentado na figura 4.6.

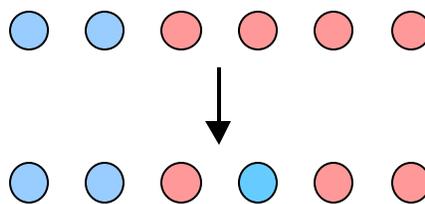


Figura 4.6 – O comportamento do operador de mutação.

Usando crossover e mutação, os descendentes são gerados até atingir o tamanho da população, que é fixo ao longo das gerações. Deste modo, todos os progenitores são

descartados na produção da próxima geração. O processo de reprodução e avaliação continua até que um critério de parada seja satisfeito (HOLLAND, 1975; DE JONG, 1975; GOLDBERG, 1989; DAVIS, 1991).

A aleatoriedade dos operadores genéticos pode dar a impressão de que o algoritmo genético e outros algoritmos evolutivos não são nada mais que algoritmos de busca aleatória, mas não é assim. Busca evolutiva tem um elemento aleatório para sua exploração no espaço de busca, mas a busca é inquestionavelmente dirigida pela seleção junto a áreas no espaço de busca que contêm melhores soluções. A menos que os operadores genéticos tenham sido muito mal projetados, um algoritmo evolutivo sempre irá convergir para uma região promissora do espaço de busca, e pelo fato da busca ser executada em paralelo, via uma abordagem populacional, estes algoritmos podem superar ótimos locais (GOLDBERG, 1989).

O AG na forma apresentada acima é o preferido por aqueles que tentam analisá-lo teoricamente, buscando estabelecer, por exemplo, propriedades de convergência, como a hipótese dos blocos construtivos (HOLLAND, 1975; KARGUPTA, 1993; HARRIS, 1994; GOLDBERG, 1989). No entanto, os AGs empregados na prática são muito mais avançados. As extensões mais comuns são listadas a seguir (BÄCK *et al.*, 2000a; 2000b):

- emprego de estratégias de seleção variadas, incluindo preservação do melhor indivíduo e manutenção da diversidade na população;
- presença de populações intermediárias de tamanho variável;
- uso de diversos operadores genéticos, incluindo aqueles especificamente projetados em função das peculiaridades do problema;
- adoção de critérios de parada mais elaborados, levando em conta medidas de diversidade populacional;
- emprego de técnicas de reinicialização;
- incorporação de operadores de busca local;
- incorporação de ajuste automático de parâmetros do algoritmo, como probabilidades de crossover e mutação;
- generalizações envolvendo coevolução de populações, recursos de computação paralela e de nichos populacionais.

4.5.2 ALGORITMOS MEMÉTICOS

Os algoritmos evolutivos, normalmente, não incluem métodos para identificar e transferir conhecimento adicional visando auxiliar na implementação de processos de busca local. Um aspecto a ser considerado é o valor atual do *fitness* de um dado indivíduo da população. Outro, é o potencial de aumento do *fitness* a partir de variações localizadas e determinísticas nos atributos do indivíduo. Caso se saiba o que pode ser feito para aumentar o *fitness* de um indivíduo, via uma busca local determinística, então a inclusão desta etapa em um processo evolutivo pode representar ganhos de desempenho significativos, ao longo das gerações de um processo evolutivo. É evidente que o custo computacional da busca local não pode ser excessivo, principalmente quando aplicada a cada indivíduo da população, e a cada geração.

Pode ser feita uma analogia direta entre algoritmos evolutivos com etapas de busca local e a uma população de seres humanos vivendo em sociedade. Considere dois indivíduos desta população que sejam igualmente aptos física e intelectualmente. Se um deles tiver acesso ao conhecimento de técnicas de convivência social e o outro não, então a capacidade de convivência social de ambos vai ser distinta, pois um deles, além das aptidões genéticas, herdou aptidões culturais, ou meméticas. Esta é a razão pela qual algoritmos genéticos com etapas de busca local são comumente denominados de algoritmos meméticos. De uma forma genérica, é possível dizer que, se os algoritmos genéticos foram criados tentando simular a evolução biológica, os algoritmos meméticos tentam simular a evolução cultural.

MOSCATO (1989) introduziu os algoritmos meméticos, os quais foram inicialmente comparados à evolução das artes marciais, em particular, o Kung-Fu. Estudos do comportamento humano mostraram que, como os outros primatas, os seres humanos tendem a lutar usando uma seqüência de movimentos muito desordenada. Ao contrário, os movimentos de um mestre de Kung-Fu são uma extraordinária combinação de simplicidade e efetividade. Até onde se sabe, todas as artes marciais exploram a habilidade do cérebro humano de associar eventos seqüenciais. Assim, o conhecimento básico é transmitido através do aprendizado de um conjunto de seqüências selecionadas de movimentos, denominadas *formas*. A forma, como um cromossomo, não é uma entidade indivisível, é composta de uma seqüência de sub-unidades defensivas e agressivas que também podem

ser divididas. Mas dentro da forma há alguns movimentos que podem ser entendidos como unidades indivisíveis, e estes são os realmente importantes. São estes movimentos não-decomponíveis que devem ser considerados memes (MOSCATO, 1989). Os indivíduos podem calcular a sua função de *fitness* pela avaliação de seu desempenho na execução dos movimentos das formas e em competições ou torneios. É interessante verificar que a informação melhora através das gerações. É muito importante lembrar que nem todos os indivíduos podem ensinar, somente aqueles que têm a faixa preta. Isto se equipara aos processos de cruzamento nos algoritmos evolutivos, que atribuem maior probabilidade de seleção aos indivíduos com maior *fitness*.

De volta ao contexto da implementação computacional, os algoritmos meméticos são um casamento entre uma busca global baseada em populações e uma busca local heurística realizada junto a cada um de seus indivíduos. Alguns autores (GOLDBERG, 1989) classificam variações de algoritmos meméticos como *algoritmos genéticos híbridos*. Em termos gerais, pode-se descrever um algoritmo memético como a seguir: dada uma representação de um problema de otimização, uma população de indivíduos é criada. O estado de cada um desses indivíduos pode ser aleatoriamente escolhido ou derivar de um certo procedimento de inicialização. Após isto, cada indivíduo realiza uma busca local. O mecanismo para realizar a busca local pode ser buscar um ótimo local ou apenas aplicar alguns passos que levem a melhoras pontuais. Em seguida, cada indivíduo interage com os outros membros da população. A interação pode ser competitiva ou cooperativa. O comportamento cooperativo pode ser compreendido como os mecanismos de crossover nos algoritmos evolutivos ou outros tipos de cruzamento que resultam na criação de um novo indivíduo. Mais genericamente, pode-se compreender cooperação como uma troca de informações. A competição pode ser similar aos processos de seleção dos sistemas evolutivos. A busca local e a cooperação (cruzamento, troca de informações) são repetidas até que um critério de parada seja satisfeito (MOSCATO, 1999).

4.5.3 COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA E ABDUÇÃO

Em IA, abdução e indução são associadas a formas importantes de inferência a partir de informações incompletas. A abdução envolve interpretação de contextos e representa um primeiro passo na produção de hipóteses a partir de premissas fracas, como por exemplo, conjecturas sobre os fatos envolvidos (LAURENTIZ, 1991). Do ponto de vista filosófico,

PEIRCE (1953) classificou a abdução como a operação de adotar hipóteses e a indução como uma operação para testar hipóteses através de experimentação. Computacionalmente, pode-se dizer que a abdução funciona como um sistema gerador de hipóteses e a indução como um sistema gerador de regras. Ora, os sistemas evolutivos contêm ambos os mecanismos: a busca populacional promove a geração de hipóteses e a função de *fitness* aponta regiões promissoras do espaço de busca, que passam a desempenhar o papel de atratores ou regras de comportamento a guiar o processo de busca. Não é incomum, portanto, encontrar sistemas evolutivos e abdução associados, particularmente no contexto de sistemas criativos (SATO & KAMEYA, 2002).

4.6 DE SISTEMAS EVOLUTIVOS A SISTEMAS “CRIATIVOS”

Inspirar-se na evolução para a implementação de algoritmos aproximados eficientes, capazes de realizar busca na presença de uma explosão combinatória de candidatos à solução, é algo muito importante quando se consideram os propósitos desta tese. Mas como habilitar a evolução a manipular a criatividade? O que é um sistema evolutivo “criativo”?

Dizer que algo gerado computacionalmente é “criativo” traz consigo ambigüidade e controvérsia. A esse respeito, GERO (1996) diferencia duas fontes de criatividade: um indivíduo pode demonstrar criatividade ao projetar e um projeto pode ter características reconhecidas como criativas. Em seguida, GERO (1996) se concentra na primeira possibilidade, e conclui que um computador está operando criativamente quando explora o espaço de estados de projetos possíveis, além de explorar o conjunto de atributos associados aos projetos individuais. Numa abordagem similar, BODEN (1990) sugeriu que a criatividade só é possível indo além dos limites da representação, encontrando uma solução nova que simplesmente não poderia ter sido definida por aquela representação.

Outras definições para o projeto criativo incluem a transferência de conhecimento de outros domínios, tendo a habilidade de gerar ‘soluções surpreendentes e inovadoras’ (GERO & KAZAKOV, 1996), ou a descrição de ROSENMAN (1997):

“Quanto menos conhecimento sobre as relações existentes entre os requisitos e a forma de satisfazer os requisitos, mais um problema de projeto tende ao projeto criativo”.

Sob esse ponto de vista, a principal característica que todos os sistemas evolutivos “criativos” têm em comum é a habilidade de gerar projetos inteiramente novos a partir de pouco ou nada, isto é, populações iniciais aleatórias e direcionamento apenas a partir da informação de ordem 0 associada ao valor de *fitness* de cada indivíduo, o qual, por sua vez, é função explícita ou implícita de objetivos do projeto, formalizados em uma linguagem de alto nível. Tanto a representação como as atribuições paramétricas de cada representação candidata devem então ser alvos da evolução (BENTLEY & WAKEFIELD, 1997; ROSENMAN, 1997).

Outros, mais concisos (BENTLEY & CORNE, 2002; GERO, 1996), definem um sistema evolutivo criativo como um sistema computacional que usa algum aspecto da computação evolutiva e é projetado para:

- auxiliar o processo criativo humano;
- gerar respostas para problemas que tradicionalmente requerem pessoas criativas para encontrar soluções.

Atingindo esses objetivos, um sistema evolutivo criativo pode também aparentar atuar “criativamente”. Por exemplo, um sistema pode achar soluções altamente inovadoras, ou pode combinar duas idéias bem diferentes e previamente existentes para fazer alguma coisa nova.

Muitos dos avanços na evolução criativa surgiram na área de projeto evolutivo (BENTLEY, 1999). É fácil ver por que isso aconteceu: problemas de projeto de arquitetura e engenharia vêm ganhando mais e mais complexidade, com múltiplos objetivos freqüentemente conflitantes, muitas restrições e especificações de desempenho, e elevado número de parâmetros (PARMEE, 1999). Há tantas regras diferentes, opiniões, preferências e materiais que, para cada novo prédio, há um número praticamente infinito de possíveis soluções de projeto. Explorar essas soluções é parte da difícil tarefa de ser um arquiteto. Conseqüentemente, não é coincidência que as primeiras investidas no projeto evolutivo e explorativo foram feitas por arquitetos. Alguns dos primeiros trabalhos foram feitos por John Frazer, que investiu muitos anos desenvolvendo sistemas de arquitetura evolutivos com seus alunos (FRAZER, 1995). Ele mostrou como a evolução pode gerar muitas formas arquitetônicas surpreendentes e inspiradoras e como estruturas novas e funcionais foram

evoluídas. Seus métodos freqüentemente envolveram, por exemplo, a evolução de autômatos celulares para a proposição de configurações bidimensionais empregadas na geração de exteriores suaves. Na Austrália, o trabalho de Gero e seus colegas arquitetos também investigou o uso da evolução para gerar novas formas arquitetônicas (ROSENMAN & GERO, 1999). Eles também mostraram como a evolução pode levar à concepção de prédios no estilo de arquitetos renomados (GERO & KAZAKOV, 1996; SCHNIER & GERO, 1996).

Artistas são também entusiastas dos sistemas criativos evolutivos. Os *biomorphs* de DAWKINS (1991) inspiraram os mencionados trabalhos de TODD & LATHAM (1999) e SIMS (1999), apresentados no Capítulo 3. Mas é interessante notar que todos esses exemplos de sistemas evolutivos usaram a evolução mais como exploradora do que como otimizadora. Normalmente guiado por um usuário, o sistema é usado para investigar muitas possíveis soluções, como instigador, e para perscrutar conjuntos de possíveis soluções. Apesar de produzir resultados expressivos, tais sistemas sempre receberam críticas no sentido de que a presença de um ser humano para guiar a busca por soluções era a chave para o sucesso desses sistemas. Mas o trabalho de THOMPSON (1995) e KOZA (1992) supriu algumas das primeiras demonstrações de que a evolução era capaz de inovação sem guia humano. Através da instrução ao computador da função desejada na forma de um conjunto de rotinas de avaliação e nada a respeito do projeto desejado, o elemento humano foi removido do ciclo e o poder da evolução exploratória foi demonstrado conclusivamente (BENTLEY & WAKEFIELD, 1995; 1997; BENTLEY, 1996). THOMPSON (1995) também demonstrou o poder da evolução para gerar novos projetos de circuitos eletrônicos e aplicou as mesmas técnicas para gerar seqüências sonoras. De forma similar, John Koza vem demonstrando há anos o uso de programação genética para buscar novos programas de computadores, levando assim os computadores a se auto-programarem (KOZA, 1992). Vale salientar que SIMS (1993) realizou uma implementação muito similar à programação genética em seus trabalhos, descritos no Capítulo 3, mais precisamente na seção 3.6.1.

Trabalhos como esse iniciaram uma recente mudança no pensamento sobre a evolução: os algoritmos evolutivos não mais são vistos apenas como ferramentas de apoio, mas também como resolvedores independentes de problemas, incluindo a proposição de soluções surpreendentes.

Como uma consequência imediata, mais soluções para um dado problema podem ser encontradas mais rapidamente, fornecendo uma fonte de informação sobre tipos de soluções alternativas para o usuário. O resultado é que as soluções que a evolução descobre são frequentemente muito diferentes das soluções que somos capazes de imaginar.

4.7 RELAXANDO RESTRIÇÕES

Ao se examinar como sistemas evolutivos criativos diferem dos sistemas evolutivos mais tradicionais, não é incomum verificar que restrições de uma forma ou de outra são relaxadas ou removidas. Alguns pesquisadores fazem isso explicitamente. Por exemplo, PARMEE (1999) tem recentemente se concentrado no desenvolvimento de sistemas evolutivos interativos que permitem aos usuários relaxar constantes funcionais para problemas de projeto de engenharia. Ele coloca que a realimentação recebida pelos projetistas com as respostas fornecidas pelas estratégias computacionais evolutivas e adaptativas pode resultar em exploração significativa, levando à redefinição do ambiente de projeto. Em outras palavras, a intenção é permitir aos projetistas o relaxamento de restrições de maneira a explorar mais soluções potenciais. Então, com este conhecimento adicional, os projetistas podem redefinir representações e permitir à evolução suprir soluções novas ou diferentes, mais apropriadas à aplicação.

Aparentemente, os resultados mais marcantes obtidos por esse tipo de sistema evolutivo criativo requerem a remoção de restrições dentro das representações, e não apenas adaptações nas funções de *fitness*. A utilização de diferentes tipos de representação numa mesma implementação de um algoritmo evolutivo pode contribuir para viabilizar este incremento na flexibilidade da representação (BENTLEY & CORNE, 2002).

4.8 REPRESENTAÇÕES BASEADAS EM COMPONENTES

As visões tradicionais do algoritmo evolutivo o classificam como um otimizador. Mais adequado seria classificá-lo como um algoritmo que “satisfaz” (HARVEY, 1997). A evolução nunca tenta achar soluções ótimas globais, ela meramente propaga as melhorias ao longo das gerações. Desta maneira, a evolução trilha um caminho imprevisível através do espaço de busca. Às vezes este caminho pode alcançar um beco sem saída, levando à convergência prematura. Outras, se repete em círculos, e ocasionalmente pode atingir um

ótimo global, mas não há garantia disso. As incursões da evolução são como as de uma população de exploradores em terreno desconhecido.

Mas exatamente o que a evolução explora? Isto é determinado pela representação que ela usa. Com uma parametrização de tamanho fixo, as explorações tendem a ser interpretadas apenas como processos de adaptação paramétrica. Por exemplo, se há apenas três parâmetros definindo a solução e uma função de *fitness* que toma o valor dos três parâmetros como entrada e produz o valor de *fitness* como saída, então a evolução naturalmente se comporta como um otimizador. Ela buscará os melhores valores para aqueles três parâmetros.

Mas com um tipo diferente de representação, o comportamento da evolução muda. Quando os parâmetros não definem a solução diretamente, quando eles definem um conjunto de componentes a partir do qual a solução é construída, a idéia de otimização se torna inapropriada. A evolução *explora* novas maneiras de construir a solução mudando o relacionamento entre os componentes. Isto pode variar a dimensionalidade do espaço adicionando ou removendo componentes, explorando alternativas. Além disso, normalmente mais do que uma proposta de solução é desejável, e estas soluções podem corresponder a diversos ótimos locais.

Esta diferença entre otimização paramétrica e não-paramétrica ou exploratória se torna mais evidente quando a literatura da área é examinada. Pesquisadores que aplicam a evolução em abordagens exploratórias manipulam componentes. Artistas usam a evolução para criar arte a partir de formas primitivas tais como espirais, esferas e toróides, ou outras funções matemáticas tais como coseno, arco tangente ou fatorial. Da mesma forma, cientistas da computação, usando programação genética, evoluem programas a partir de bibliotecas de funções básicas e de variáveis e constantes elementares.

4.9 DE SISTEMAS EVOLUTIVOS “CRIATIVOS” À CRIATIVIDADE

Os sistemas evolutivos “criativos” auxiliam o processo criativo humano, permitindo a exploração de novas idéias durante a evolução, ou apresentam ao usuário novas idéias e conceitos através da geração de soluções inovadoras junto a problemas previamente resolvidos apenas por pessoas reconhecidamente criativas. Mas os sistemas evolutivos “criativos” são *realmente* criativos? Um breve retrospecto da área, apresentado no Capítulo

3 e em seções anteriores deste capítulo, indicou como aplicações complexas, tais como projetos de arquitetura, programação, projetos de circuitos, arte e composição sonora fortaleceram o desenvolvimento dessa nova abordagem. Através da interação homem-máquina, a evolução de soluções com qualidade estética pode ser habilitada. Pela aplicação de representações de componentes fracamente baseadas no conhecimento, pode-se remover restrições de busca junto às representações e permitir à evolução *montar* novas soluções. Por meio de tais métodos, a evolução transforma-se na exploração do que é possível, ao invés de otimizar o que já existe.

Para determinar se a evolução pode ser considerada criativa, parece apropriado explorar algumas das definições de criatividade envolvendo aspectos computacionais e evolutivos (BODEN, 1990; GERO, 1996; ROSENMAN, 1997).

a) A geração de “soluções surpreendentes e inovadoras” (GERO & KAZAKOV, 1996)

Não há dúvida de que a evolução natural é capaz de gerar inovação. É também imediato que a computação evolutiva apresenta níveis surpreendentes de novidades. Conseqüentemente, de acordo com esta definição, pode-se dizer que a evolução é criativa, mas parece que a definição é genérica demais. Os padrões de vapor numa parede de vidro, os flocos de neve, as dunas de areia e as formações de erosão podem todas ser descritas como surpreendentes e inovadoras. Assim, se a evolução é tida como criativa de acordo com esta interpretação, as leis da física e os quatro elementos também são criativos. Mas a diferença entre a evolução natural, e a erosão ou a formação de objetos inanimados parece ser grande demais para ser ignorada.

b) Criando “soluções inovadoras que são qualitativamente melhores que as soluções prévias” (GERO & KAZAKOV, 1996)

Essa é uma definição mais rigorosa e sobrepõe os problemas mencionados na definição anterior. Nenhum floco de neve ou formação rochosa é melhor ou pior do que qualquer outro. Eles simplesmente existem, e podem ou não ser elegantes ou atrativos. Por outro lado, a essência da evolução é a melhoria no decorrer do tempo. A evolução de fato resulta em soluções qualitativamente melhores porque, ao contrário dos objetos inanimados na natureza, a evolução gera soluções mais aptas à sobrevivência. Apesar de que a

sobrevivência, como tarefa, está continuamente mudando e a taxa de sucesso de cada projeto vivo varia constantemente, a conquista de habilidades de sobrevivência úteis e altamente refinadas (e que portanto custam caro ao processo evolutivo), tais como a capacidade de voar, ver, correr, nadar, e assim por diante, não só estão presentes em diversos organismos superiores como também foram reinventadas pela natureza (DAWKINS, 1998). A evolução natural, sem dúvida, gera soluções qualitativamente melhores que as anteriores. Na computação evolutiva, o mesmo acontece. Geração após geração, as soluções são melhoradas. Na comparação de projetos evoluídos por computadores com projetos humanos, a evolução é também capaz de suprir melhorias substanciais e, em alguns casos, conceitos genuinamente originais (BENTLEY, 1999).

Assim, mais uma vez, a evolução aparenta ser criativa, mas ainda a definição parece incompleta. Ao invés de focar nos resultados da evolução e tentar determinar por proximidade se sua ocorrência implica em criatividade, parece mais apropriado concentrar em *como* as soluções são encontradas. São elas encontradas *criativamente*?

c) *Menos conhecimento das relações existentes e da forma de satisfazer os requisitos* (ROSENMAN, 1997).

Esta definição de criatividade estabelece que a habilidade de gerar boas soluções, mesmo quando muito pouco ou nenhuma informação sobre a natureza fundamental das soluções é providenciada, implica que o processo gerativo deve ser criativo. A evolução natural sempre satisfaz isto, pois não há conhecimento suprido de qualquer maneira a respeito de quais soluções devem ser favorecidas. O mais apto simplesmente sobrevive. A computação evolutiva nem sempre satisfaz esta definição. Ao usar a evolução para otimizar parâmetros dados em uma estrutura pré-determinada, conhecimento considerável é embutido na representação. Então pode não haver criatividade. De qualquer forma, há espaço para criatividade no caso de problemas que empregam a evolução como uma técnica exploratória, com o conhecimento reduzido ao mínimo, como por exemplo uma gramática de projeto que supre um meio de definir projetos sem diretamente suprir conhecimento de quais projetos são melhores. Mas ainda alguns apontam essa definição como sendo insuficiente para capturar a essência da criatividade.

d) Explorando espaços de busca alternativos (GERO, 1996)

Pela redefinição do espaço de busca ou de fato construindo novos espaços de busca, um processo de busca pode ser considerado criativo. Da mesma maneira que os pensadores criativos encontram formas alternativas de olhar para o problema, se a evolução pode aumentar ou alterar de algum modo o espaço de busca, ela será criativa.

Esta é uma interpretação que leva a um requisito mais difícil de ser satisfeito pela evolução. De qualquer maneira, a evolução natural e alguns dos mais avançados algoritmos evolutivos são capazes de variar as suas representações. Tais abordagens evolutivas podem ter considerável liberdade para modificar suas representações em paralelo à evolução de soluções. Elas podem alterar a codificação, variar o comprimento do genoma, empregar material genético redundante, selecionar elementos funcionais úteis e até mesmo criar blocos construtivos de mais alto nível. Mais uma vez, pelo menos algumas das formas mais complexas de evolução podem ser consideradas criativas.

e) Transferindo informações úteis de outros domínios (GOLDBERG, 1999; HOLLAND, 1998)

Para GOLDBERG (1999), a inovação envolve a descoberta *dentro* de uma disciplina, enquanto que a criatividade requer uma transferência de conhecimento de *fora*. HOLLAND (1998) apresenta um ponto muito similar em sua discussão de metáforas e de como o conhecimento em uma área pode ser aplicado a um campo diferente, de forma a mudar as percepções e a compreensão naquele campo.

Na natureza, não há domínios de conhecimento claramente definidos. Talvez diferentes espécies possam ser lembradas como arquivos distintos de conhecimento, mas a evolução natural não transfere tal informação, o cruzamento entre as espécies em geral não é bem sucedido. Alguns argumentam que o conhecimento das soluções prévias que foram bem sucedidas durante as condições ambientais alternativas está armazenado em trechos não-funcionais do DNA, possivelmente visando uma futura reutilização. Mas isso dificilmente é uma transferência de conhecimento de um outro domínio. GOLDBERG (1989), de fato, sugere que a transferência de conhecimento acerca de uma melhor representação do conhecimento pode ser um aspecto da criatividade, e argumenta que a evolução natural de fato *evolui a capacidade de evoluir* (DAWKINS, 1989).

f) Ultrapassando os limites da representação (BODEN, 1990)

De acordo com Boden (1990), para atuar criativamente é necessário encontrar uma solução inovadora que simplesmente não poderia ter sido definida pela representação. Ela sugere que esta é a natureza da mudança de paradigma, onde abordagens inteiramente novas para a representação de problemas são encontradas. Isto impede a transferência de conhecimento dentro da representação corrente, conforme sugerido na definição anterior. Ao invés disso, uma representação diferente seria requerida. Boden acha que os computadores nunca serão agentes de tal criatividade (BODEN, 1990; BENTLEY & CORNE, 2002).

Esta definição parece ignorar o fato de que nossos cérebros são fundamentalmente dispositivos de representação única, particularmente quando se caminha para o nível mais baixo, dos neurônios e seus sinais químicos e elétricos. Logo, tanto a evolução natural como a computacional são igualmente restritas, em termos de poder de representação, quando analisadas no nível mais baixo dos componentes e estruturas de dados.

Como tanto o cérebro humano quanto o computador podem ser capazes, mesmo que não sejam igualmente capazes, de definir representações de mais alto nível, então conclui-se que ambos são capazes, mesmo que não sejam igualmente capazes, de expressarem criatividade.

5

A ARTEBITRARIEDADE NOS DOMÍNIOS VISUAL E SONORO

Neste capítulo, serão explorados computacionalmente aspectos subjetivos e também alguns aspectos de regras gerais e leis que um artista pode adotar, infringir ou ignorar em sua produção, tanto no domínio visual quanto sonoro. Se a apreciação estética fosse governada somente pela opinião subjetiva, não haveria como obter formas (parcialmente) automáticas de produção artística, com algum valor estético, sem uma total integração do artista com a máquina. Por outro lado, se as regras gerais e leis não permitissem a manutenção de um elenco de graus de liberdade de expressão, então a automatização poderia ser completa, apesar da aparente complexidade de projeto.

Como nenhum dos extremos retrata adequadamente o processo de produção artística, então a conclusão geral a que chegamos, em capítulos precedentes, é de que há

espaço para a automatização tanto na exploração dos graus de liberdade de expressão, esta última através de uma interação homem-máquina, quanto no atendimento de regras gerais. Em breves palavras, os graus de liberdade serão modelados na forma de problemas de otimização combinatória e as regras gerais serão formalizadas matematicamente e inseridas nos programas computacionais, na forma de restrições ou direcionamentos a serem seguidos pela máquina. A liberdade de expressão será então compreendida como a busca exploratória pela melhor combinação de atributos livres dentre todas as possibilidades. Este cenário se caracteriza pela existência de um número enorme, finito ou infinito, de candidatos à solução (formas definidas de combinação dos atributos livres).

Após a proposição de um espaço de busca que contenha todos os candidatos à solução, aplica-se alguma ferramenta de busca, capaz de detectar regiões promissoras do espaço, em que se encontram candidatos à solução de melhor qualidade, ou seja, combinações de atributos livres que possuam comparativamente mais valor estético do que outros candidatos à solução, pertencentes a regiões menos promissoras do espaço. O objetivo é então maximizar o valor estético de uma combinação de atributos, resultando, portanto, em um problema de otimização combinatória.

Já vimos que existem algoritmos muito competentes para implementar estas buscas associadas a problemas de otimização combinatória, sendo que algoritmos evolutivos foram adotados no contexto desta pesquisa. Dentre os fatores que justificam a adoção de técnicas de computação evolutiva, está o fato dos algoritmos resultantes trabalharem com estratégias de busca populacionais. No entanto, independente de serem estratégias populacionais, os algoritmos de busca, dentre eles os algoritmos evolutivos, geralmente requerem a definição de uma avaliação individual para cada solução candidata selecionada, embora esta avaliação possa ser relativa às demais soluções já propostas. A evolução só vai ocorrer após a conclusão do processo de avaliação de todos os indivíduos (soluções candidatas ou pontos no espaço de busca) que compõem a população na geração corrente. Em seguida, os atributos dos indivíduos da geração corrente são combinados e/ou perturbados localmente para se produzir a próxima geração de indivíduos, os quais deverão ser avaliados individualmente, e assim por diante, geração após geração, até se satisfazer algum critério de término da busca.

A automatização deste processo de avaliação continuada iria requerer que a máquina fosse capaz de avaliar de forma determinística a qualidade estética de cada indivíduo da população na geração corrente. Em lugar de atribuir esta tarefa à máquina, ou seja, em lugar de dotar a máquina de capacidade de julgamento estético, o que se faz aqui é recorrer a uma interação com o artista, de modo que a este sejam apresentadas as soluções candidatas propostas pela máquina, a cada geração do algoritmo evolutivo, e do artista sejam requeridas as avaliações individuais relativas, com o grau de subjetividade que estiver ao seu alcance. O processo de busca irá então progredir guiado pela realimentação fornecida pelo artista, a cada geração. Trata-se de um processo de produção artística auxiliado por computador, baseado em um processo iterativo de busca exploratória seguida de interação com o artista, que recebeu a denominação de arTEbitrariade (MORONI *et al.*, 2002b). Neste contexto, a busca por mais liberdade de expressão está diretamente vinculada à capacidade exploratória da máquina e à eficiência do processo de interação com o artista. É fundamental permitir que o artista intensifique a sua influência junto ao processo de busca, sempre que ele detectar a possibilidade de atuar na proposição de direções convenientes para guiar a busca exploratória, e não apenas realizando avaliação subjetiva de candidatos à solução já propostos pela máquina. Quando o artista, além de ser o agente avaliador, é o agente responsável pela implementação de buscas locais no espaço de soluções candidatas, então passa-se do algoritmo genético interativo para o algoritmo memético interativo.

Mas há espaço também para a liberdade de expressão, com violação de paradigmas. A sugestão de alterações nas regras gerais, quando bem recebidas e aceitas como alternativas de manifestação artística, representam novas fontes de expressão artística e, portanto, violam paradigmas pré-existentes. Dentro do enfoque da arTEbitrariade, isso se consegue ao permitir que a máquina, contando com o apoio do artista, possa realizar modificações paramétricas ou estruturais junto ao conjunto de regras ou leis.

Serão descritos, a seguir, os experimentos com arTEbitrariade, visando a criação artística no domínio visual e, após, no domínio sonoro. No primeiro experimento, aplicado ao domínio visual, é apresentada a interface ArtLab, que habilita a evolução de composições de primitivas geométricas através de um algoritmo genético interativo (AGI). Na seqüência, são apresentados alguns aspectos das dificuldades em se modelar uma

função para avaliação do *fitness* visual, onde são brevemente comentadas regras e leis gerais que já nortearam a produção artística, nos domínios visual e sonoro. Finalmente, é apresentado o VOX POPULI, ambiente evolutivo aplicado à composição sonora. Neste desenvolvimento, foi aplicada uma formulação matemática da teoria da consonância musical à função de *fitness*, permitindo a automatização parcial da função de avaliação. Isto implica que, nas suas versões atuais, o VOX POPULI possui um maior grau de independência do usuário que o ArtLab. Os ambientes VOX POPULI e ArtLab estão disponíveis em:

http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/research/artemis_dout/index.html

5.1 ARTLAB: A EXPLORAÇÃO DO DOMÍNIO VISUAL

O modo como Jackson Pollock, artista norte-americano a quem se associa o conceito de *action painting*, realizava, na prática, sua obra, tornou-se uma lenda: a tela estendida no chão, o uso de varas, colheres de pedreiro, facas e gotejamento de líquidos, o uso ocasional de areia ou cacos de vidro (figura 5.1). Todas essas artimanhas têm sido usualmente interpretadas como um caminho para o *automatismo*. Mas a finalidade de Pollock, como ele disse, era penetrar *em* sua pintura, tornar-se parte integrante dela, caminhando em redor da tela e trabalhando em todas as direções (READ, 1974). Dizia ele:

“Quando estou *na* minha pintura, não me apercebo do que estou fazendo. É somente depois de uma espécie de período de ‘familiarização’ que vejo o que estou fazendo. Não receio fazer mudanças, destruir a imagem, etc. porque a pintura tem vida própria. Tento fazer com que esta vida transpareça, venha à tona. Somente quando perco contato com a pintura é que o resultado vira bagunça. Caso contrário, há harmonia pura, um dar e receber desenvolvido, e a pintura resulta perfeita.”

Perfeita, em relação a que padrões? É provável que Pollock nunca tenha feito a si mesmo essa pergunta, mas ela é a principal dificuldade desse desenvolvimento. Expressões como “sensações pictóricas completas”, “a pintura tem vida própria”, sugerem que o critério de Pollock é a *vitalidade*; mas Pollock também fala de harmonia pura, e de “um dar

e receber desenvolvimento” – em outras palavras, um critério de prazer ou *beleza*. Tal questão será retomada adiante. A pista para a originalidade de Pollock está na expressão “sensações pictóricas concretas”. Mas do simbolismo não existe sequer uma sugestão. Pelo contrário, é manifestado o desejo de destruir a imagem e suas associações simbólicas.



Figura 5.1 – JACKSON POLLOCK (1949) Número 33

Pode-se dizer que há no ArtLab alguma semelhança ao modo como Pollock realizava sua obra: uma trajetória. As “artimanhas” são as primitivas geométricas linha e círculo, e as formas que resultam dos métodos associados a essas primitivas: retângulo, arco, elipse. SIMS (1993) usou expressões simbólicas na forma pré-fixada para especificar imagens bidimensionais. Aqui, foram empregadas coleções de primitivas gráficas básicas, bem como texturas padrões, e esses conjuntos simples e restritos já mostraram um espaço bastante grande a ser explorado.

A avaliação e a evolução das imagens é deixada por conta da interação com o usuário-criador, talvez artista, durante o processo evolutivo. Um algoritmo genético que usa o julgamento humano para determinar o *fitness* é chamado algoritmo genético interativo (AGI), em referência à sua interface interativa. Esta interface promove a apresentação dos indivíduos da população corrente para um “mentor humano” avaliá-los. No domínio visual, onde cada indivíduo tipicamente é apresentado como uma imagem, em geral todos os indivíduos são apresentados simultaneamente, em tamanho reduzido, de

forma que a população inteira possa ser vista ao mesmo tempo. O mentor pode comparar e contrastar as imagens, e atribuir um *fitness* para cada indivíduo em relação a todos os outros.

O potencial deste método consiste principalmente na habilidade de explorar o espaço de busca e direcionar o progresso da evolução. Através da seleção de algumas imagens para serem as progenitoras da próxima geração e da eliminação de outras, o mentor cria uma “tendência” a ser refletida pelo processo de busca evolutiva, baseada no que ele aprecia ou não aprecia. As imagens que receberam melhor avaliação são as mais prováveis de serem selecionadas como progenitoras da próxima geração. Considerando que os cromossomos progenitores, ou a representação interna das imagens, tem um meio de passar as suas características para as imagens descendentes, os atributos das imagens progenitoras serão também encontrados, em graus variados, nos membros das populações subseqüentes. Nesta abordagem, a teoria de seleção natural de Darwin ocupa um papel principal na explicação de como as populações subseqüentes tornam-se mais próximas das preferências do usuário. Ao longo das gerações, as características não consideradas interessantes não serão selecionadas para reprodução. Somente as imagens que contêm características interessantes serão selecionadas e, portanto, somente estas irão influenciar nas populações subseqüentes.

5.1.1 A REPRESENTAÇÃO DO ESPAÇO DE IMAGENS

Poucos se dão conta de que o primeiro aspecto a ser considerado numa composição é o formato em que será apresentada. No caso de uma composição bidimensional, o mais comum é um formato retangular, que poderá ser horizontal, vertical ou quadrado. Ainda entre os formatos retangulares, há todo um conjunto de medidas padrões de tela, que no decorrer dos tempos foram usadas tipicamente para marinhas, retratos, paisagens e outros temas de composição. No ArtLab, adotou-se, por simplicidade, o formato 3×4 horizontal e vertical, o quadrado e o formato retangular aleatório. A figura 5.2 mostra a interface do ambiente desenvolvido para a evolução de imagens. Neste protótipo, foram empregadas para geração dos quadros apenas as primitivas gráficas básicas, linha e círculo, que oferecem também as opções para retângulo, arco e elipse. Combinadas com cores e texturas, não são poucas as possibilidades. Assim, o espaço computacional onde são

gerados os quadros é um subconjunto das possíveis combinações de soluções paramétricas para os métodos linha e círculo do ambiente de desenvolvimento, que são dados por:

object.Line [Step] (x1, y1) [Step] - (x2, y2), [color], [B][F]

e

object.Circle [Step] (x, y), radius, [color, start, end, aspect].

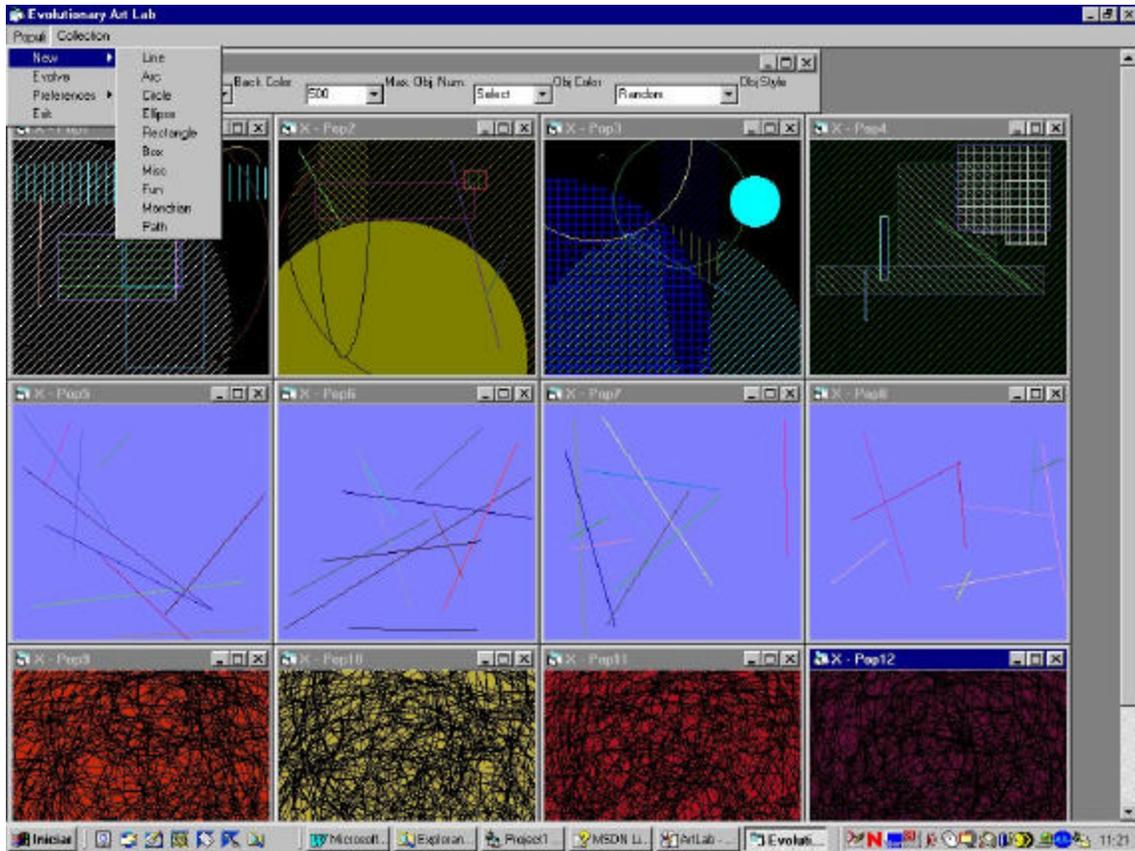


Figura 5.2 – A interface do ArtLab

Apenas para dar uma idéia da grandeza do espaço considerado, será feita a seguir uma breve estimativa da cardinalidade do espaço de busca do método Line. Dado que:

- $x1, y1$: Valores Single que indicam as coordenadas do ponto inicial da linha ou do retângulo;
- $x2, y2$: Valores Single que indicam as coordenadas do ponto final da linha ou do canto oposto do retângulo;

- *color*: Valor inteiro Long que indica o sistema de cores vermelho-verde-azul (red-green-blue, RGB) usado para desenhar os traços;
- **B**: Opcional. Se incluído, faz com que um retângulo seja desenhado usando as coordenadas para especificar os seus cantos opostos;
- **F**: Opcional. Se a opção **B** for usada, a opção **F** especifica que o retângulo é preenchido com a mesma cor usada para desenhar o seu contorno. É impossível usar **F** sem **B**. Se **B** for usada sem **F**, o retângulo é preenchido com os valores de **FillColor** e **FillStyle** correntes. O valor padrão para **FillStyle** é transparente;
- **FillColor**: Valor inteiro Long que indica o sistema de cores vermelho-verde-azul;
- **FillStyle**: Configura o padrão [0,7] usado para preencher círculos e retângulos;
- **Long**: refere-se ao inteiro longo (4 bytes), no intervalo [-2.147.483.648, 2.147.483.647]; e
- **Single**: ponto flutuante de precisão simples (4 bytes), no intervalo [-3,402823E+38, -1,401298E-45], para valores negativos; [1,401298E-45, 3,402823E+38], para valores positivos.

Podemos supor, para simplificar, que a cardinalidade do tipo Long é da ordem de $2 * 2.000.000.000$, ou $L = 4 * 10^9$; e que a cardinalidade do tipo Single é a mesma, já que sua representação é também de 4 bytes. Então, uma estimativa grosseira para a cardinalidade de objetos do tipo Line (denotada por |Line|) poderia ser:

$$|Line| = |x1| * |y1| * |x2| * |y2| * |Color| * |FillStyle| = L * L * L * L * L * 8, \text{ ou}$$

$$|Line| = 8 * L^5 = 8 * (4 * 10^9)^5$$

ou seja, da ordem de 10^{48} , o que certamente justifica uma ferramenta de busca dotada de significativa capacidade exploratória.

5.1.2 ARTLAB: ATRIBUTOS DA INTERFACE

Pode-se dizer, no ArtLab, que o resultado de cada interação é uma população de quatro quadros, mas para *evoluir* uma população é preciso, antes de mais nada, *criá-la*. Isto é feito através do comando New, que abre um conjunto de possibilidades de populações. Por

exemplo, Line, Arc, Circle, Ellipse, Rectangle, Misc, etc. Os nomes referem-se aos tipos de objetos que aparecem em cada quadro, e são também mostrados na figura 5.2. O tamanho normal da tela de um monitor é uma restrição ao número e às dimensões das imagens geradas. As composições são apresentadas para o “mentor” em quádruplas. Este número foi julgado conveniente, pois permite que os quadros no formato quadrado ou retrato, nas dimensões adotadas, apareçam todos alinhados na tela, mas não há nenhuma restrição séria que o imponha. A tela, em geral, é rapidamente preenchida nos processos de criação e evolução. Populações numerosas, nesse caso, resultam em um aumento de operações de rolagem de tela, o que acaba sendo desconfortável. A barra de ferramentas apresenta um conjunto de controles que permite especificar as características dos quadros a serem criados pelo comando New. A figura 5.3 mostra a barra de ferramentas com os controles para a especificação das características dos próximos quadros, que são descritos a seguir.

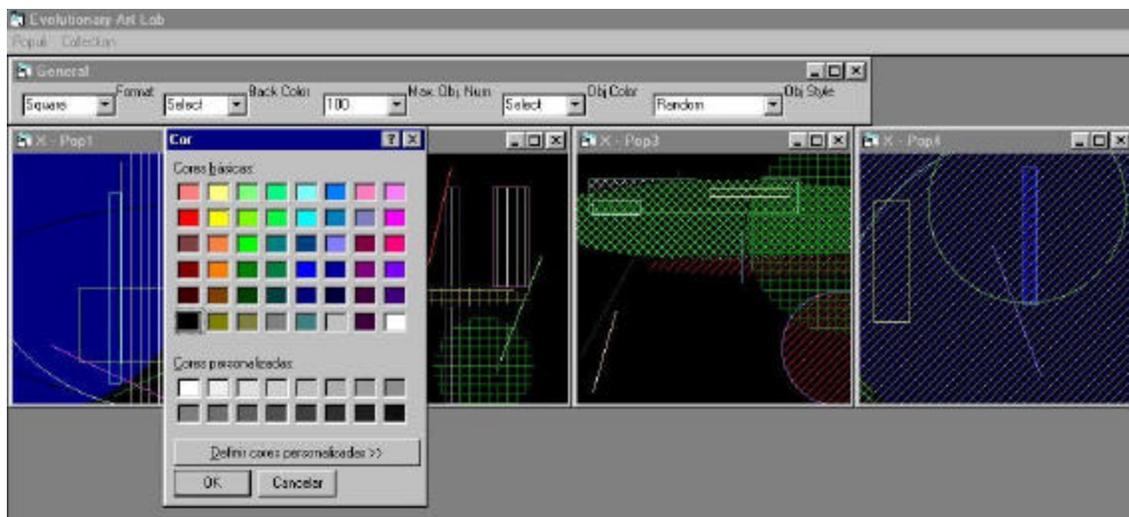


Figura 5.3 – Barra de controles para geração de quadros

a) Formato

Este controle (Format) permite ao usuário especificar o formato dos quadros a serem gerados. Os formatos possíveis são: quadrado (default); retrato e paisagem (3×4); random. No formato random, quadros retangulares de diferentes tamanhos são apresentados.

b) A Cor de Fundo

A cor de fundo oferece ao usuário inicialmente as opções Select e Random. A opção Select abre uma caixa de diálogo que permite ao usuário selecionar a cor de fundo das próximas

populações de quadros, como apresentado na figura 5.3. A opção *Random* faz com que os próximos quadros tenham cores de fundo diferentes, definidas aleatoriamente.

c) O Número de Objetos

Este controle permite ao usuário especificar o número máximo de objetos dos próximos quadros. As opções disponíveis são 5, 10, 20, 50, 100, 500 e 1000.

d) As Cores dos Objetos

Como o controle de cor de fundo, esse controle oferece as opções *Select* e *Random*. A opção *Random* faz com que objetos dos próximos quadros tenham cores de fundo diferentes, definidas aleatoriamente. A opção *Select* faz com que os objetos dos próximos quadros sejam monocromáticos, da cor selecionada.

e) O Estilo dos Objetos

Este controle determina o estilo dos próximos objetos. Como os outros controles, oferece as opções *Select* e *Random*. A opção *Random* faz com que objetos dos próximos quadros tenham preenchimentos diferentes, definidos aleatoriamente. A opção *Select* faz com que os objetos dos próximos quadros sejam todos de mesmo estilo. As opções possíveis são: *Cor Sólida*, *Transparente*, *Linhas Horizontais e Verticais*, *Diagonais Ascendente e Descendente*, *Xadrez Horizontal e Diagonal*.

Na figura 5.4, a seguir, é apresentada a seguinte seqüência: inicialmente foi ativada a opção *New*, seguida da seleção *Misc*, o que resultou nos quatro quadros apresentados na primeira linha. Estes quadros são gerados com os parâmetros correntes dos controles da barra de ferramenta (*Format = Square*, *Back Color = Black*, *Max. Obj. Num = 10*, *Obj. Color = Random*, *Obj. Style = Random*). Mas não era o que se buscava. Foi gerada então uma nova população de objetos *Linha*, usando os mesmos parâmetros, através da opção *New*, seguida da seleção *Line*. Ainda assim, o resultado não satisfez. A opção *Back Color* foi alterada para azul, e foi gerada uma nova população de objetos *Linha*. O resultado começou a se aproximar do que se buscava. Iniciou-se então o processo de avaliação. A seleção de um quadro pode ser feita simplesmente “clizando-o” com o mouse. A seleção do quadro com o botão direito do mouse abre a janela de avaliação, o usuário seleciona então a nota que quer atribuir ao quadro. A nota do quadro aparece na barra acima de cada quadro,

substituindo a letra “X” à esquerda, que significa que o quadro não foi avaliado, ou seja, tem $fitness = 0$.

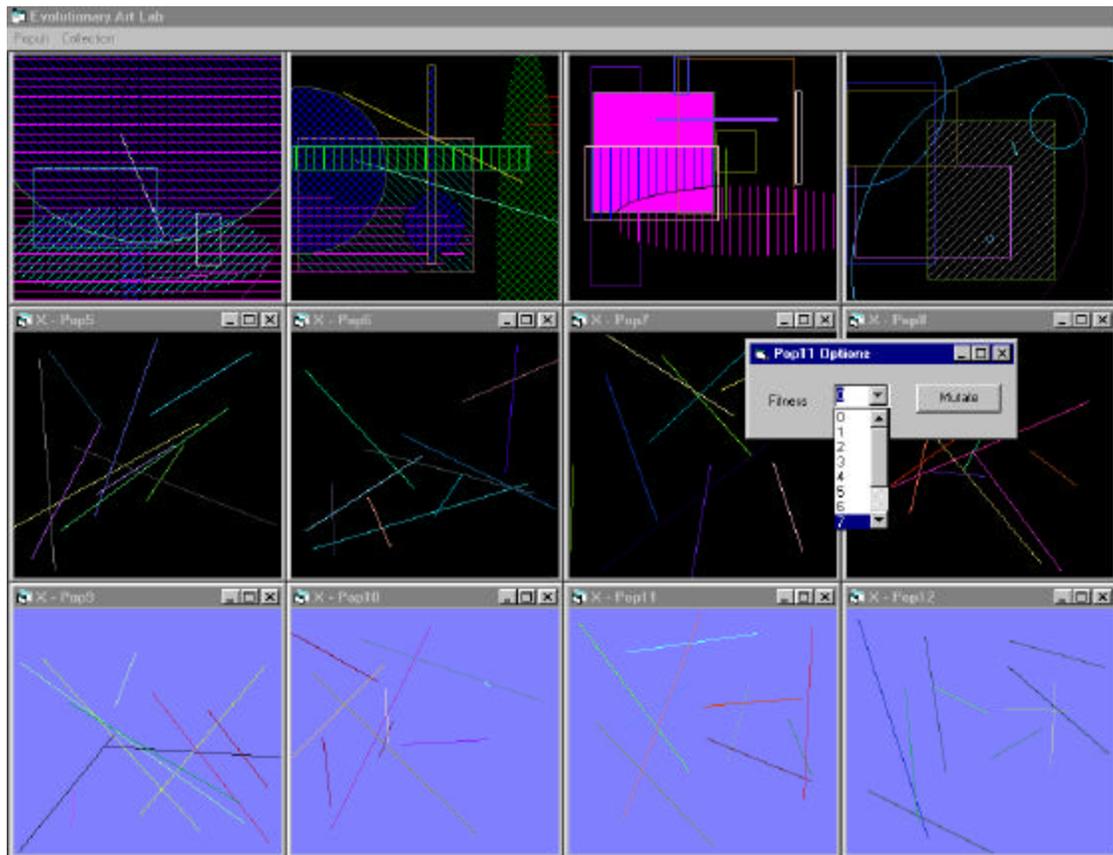


Figura 5.4 – Seqüência de geração de quadros

Da mesma forma, ou seja, clicando sobre o quadro com o botão direito do mouse, uma mutação pode ser aplicada. Note, na figura 5.4, que a janela de avaliação contém também um botão com o rótulo *Mutate*. A figura 5.5, a seguir, mostra o resultado de duas operações de mutação. O quadro Pop4, à esquerda foi gerado através da opção *New/Line*. A seguir, foi aplicada uma mutação sobre ele, através do botão *Mutate*. Houve uma mudança radical, surgiu um círculo quadriculado no resultado, o quadro M1. Novamente, uma mutação foi aplicada sobre o quadro Pop4. Desta vez a mudança foi apenas superficial. O resultado, o quadro M2, continuou um quadro com traços. Cabe aqui lembrar o comentário de Margaret Boden quanto à criatividade exploratória e a transformadora (seção 2.3). Considerando-se o espaço conceitual das primitivas geométricas possíveis através dos métodos empregados, *Line* e *Circle*, ao se aplicar a mutação sobre o quadro Pop4, houve

uma *exploração* do espaço. Mas, dado que o quadro Pop4 só continha objetos do tipo *Line*, ao se obter um objeto do tipo círculo pode-se dizer, do ponto de vista visual, que houve uma *transformação*.

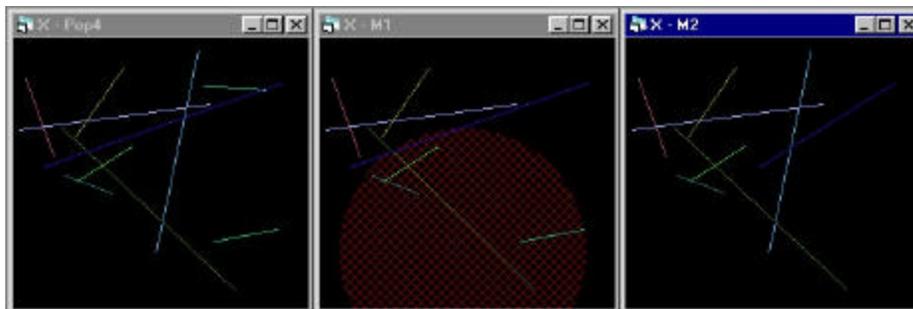


Figura 5.5 – Resultados da aplicação da operação de mutação

Do ponto de vista da busca no espaço computacional, ao especificar características para os quadros, o mentor está reduzindo a região de busca no espaço. Os quadros gerados passam a ter proximidade em algum aspecto, o que pode ser interpretado como uma *busca local*. Quando essa busca que precede a evolução é intensa, está sendo aplicado então o algoritmo memético interativo.

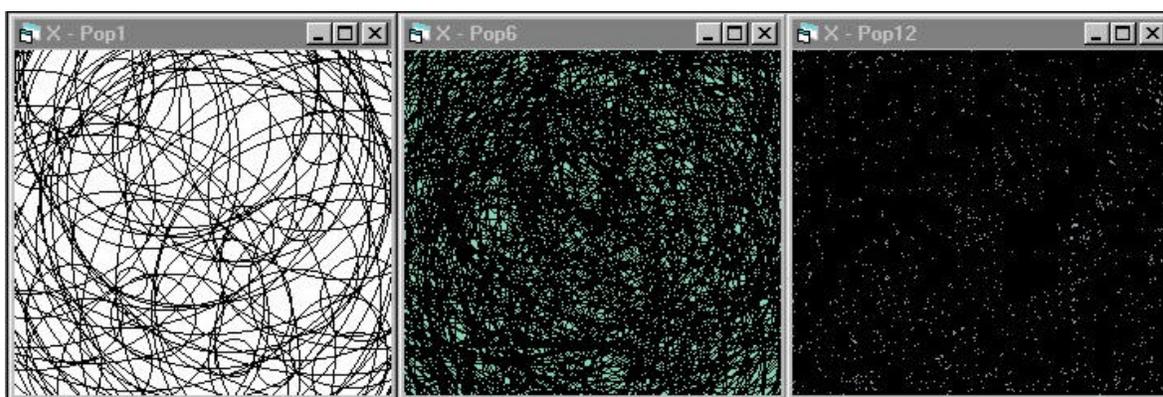


Figura 5.6 – Exemplos de texturas obtidas com populações de 100, 500 e 1000 arcos pretos

Algumas descobertas interessantes decorreram, apenas da exploração do espaço de objetos. Por exemplo, os quadros da figura 5.6 foram gerados apenas com objetos do tipo arco, através da opção *New*, seguida da seleção *Arc*. No quadro mais à esquerda, os controles foram inicializados com (*Format = Square, Back Color = White, Max. Obj. Num. = 100, Obj. Color = Random, Obj. Style = Random*), ou seja, uma população de até 100 arcos pretos, perfeitamente identificáveis, sobre fundo branco. No quadro ao centro, atribuem-se os valores *Random* para o controle *Back Color* e 500 para o controle *Max. Obj. Num.*, ou seja, uma população de até 500 arcos pretos sobre fundo colorido. O quadro

adquiriu uma textura “marmórea”. No último quadro, atribuiu-se o valor 1000 para o controle *Max. Obj. Num.*, ou uma população de até 1000 arcos pretos sobre fundo colorido. O quadro adquiriu uma textura de “constelação”, embora esta tenha sido criada a partir de arcos. Ainda, aumentando-se o tamanho da janela de um quadro criado a partir de uma população de 500 arcos, uma composição bem distinta surge, apresentada na figura 5.7.

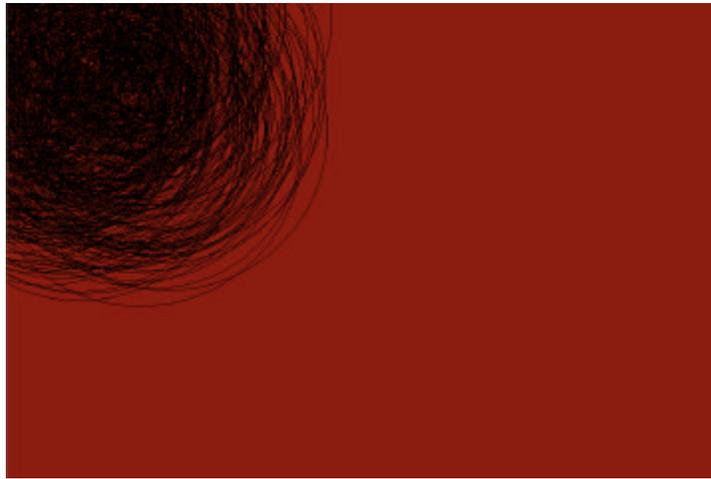


Figura 5.7 – População de arcos pretos sobre fundo vermelho

5.1.3 O PROCEDIMENTO DE EVOLUÇÃO DOS QUADROS

O procedimento de evolução obedece a uma seqüência de etapas apresentada no Algoritmo 5.1 a seguir. O crossover modificado mencionado no algoritmo será descrito na seção 5.1.4.

- 1** *Gerar população de quadros inicial;*
- 2** *Repita até ser interrompido pelo usuário:*
 - 2.1** *Avaliar os quadros, atribuindo uma nota a cada um deles;*
 - 2.2** *Repita n/2 vezes:*
 - 2.2.1** *Selecionar dois quadros quaisquer da população anterior. Quadros melhor avaliados têm mais chance de serem selecionados;*
 - 2.2.2** *Usar o crossover modificado para gerar dois novos quadros;*
 - 2.2.3** *Efetuar mutação sobre os novos quadros;*
 - 2.3** *Apresentar os novos quadros para avaliação;*

Algoritmo 5.1 – Algoritmo genético empregado pelo ArtLab

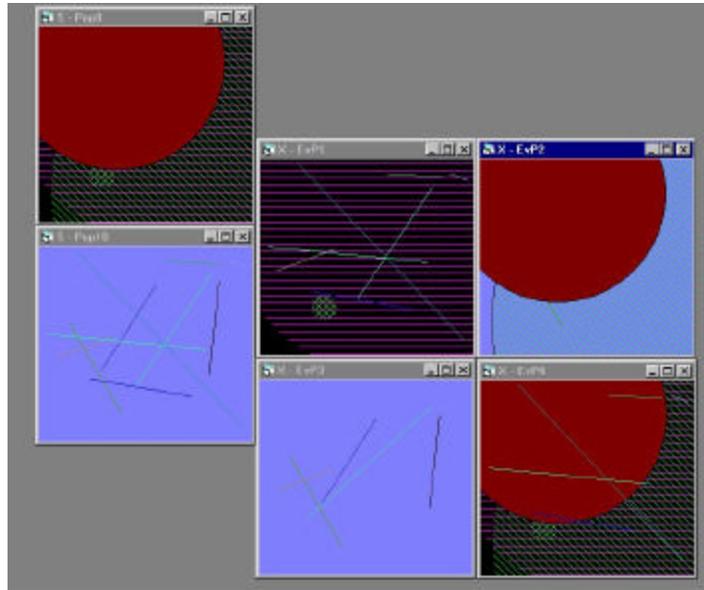


Figura 5.8 – Os operadores genéticos aplicados aos quadros

Alguma flexibilidade foi adicionada ao algoritmo genético, através dos comandos da interface. Por exemplo, o artista pode gerar e avaliar tantos quadros quanto quiser para a evolução, mas a população resultante da evolução é de $n = 4$ quadros, devido às restrições de tamanho da tela. Os quadros melhor avaliados têm mais chance de seleção. O artista pode também ativar a evolução quantas vezes quiser, tendo os mesmos quadros como progenitores. Ainda, o usuário pode aplicar a mutação sobre um quadro qualquer, apenas selecionando o quadro com o botão direito do mouse.

O processo de aplicação dos operadores genéticos é ilustrado na figura 5.8. À esquerda, são apresentados os quadros progenitores, Pop8 e Pop10; cada um deles avaliado pelo mentor com a nota 5, que aparece logo acima de cada quadro, à esquerda. Por terem o mesmo *fitness*, têm a mesma chance de serem selecionados para a reprodução. Pop8 foi gerado a partir de uma população de círculos, de até cinco elementos, no formato quadrado, com fundo preto. Para Pop10, foi gerada uma população de linhas, de até dez elementos, no formato quadrado, com fundo azul. O conjunto de quatro quadros à direita é o resultado da herança genética. Notem que há dois quadros com fundo azul e dois quadros com fundo preto. No quadro azul mais abaixo, aparecem somente cinco linhas. Nos quadros de fundo preto, aparecem ambos os tipos de objeto, linhas e círculos.

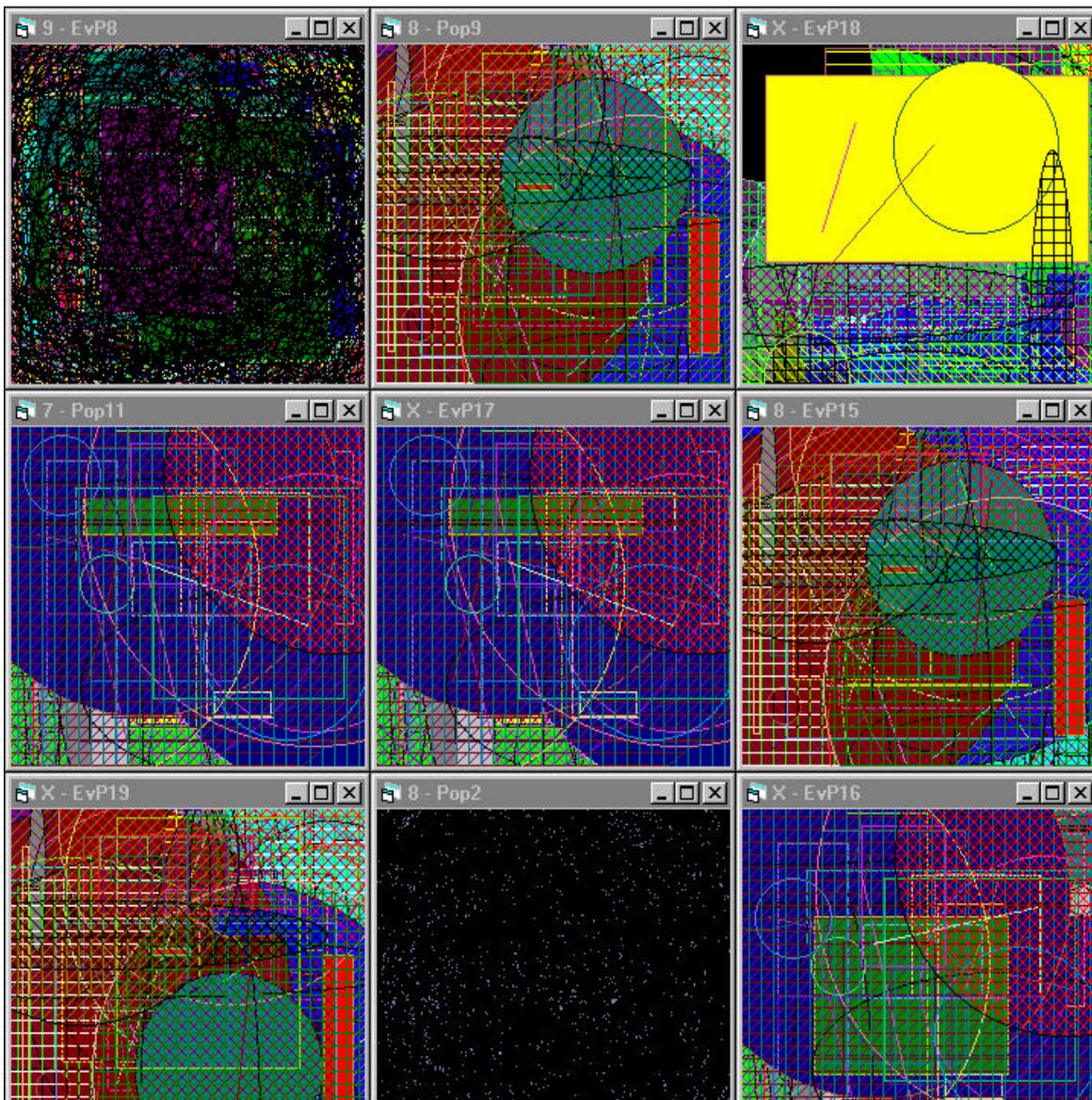


Figura 5.9 – Imagens em evolução

A figura 5.9 mostra um instantâneo do processo de evolução de imagens julgadas interessantes pelo usuário. Cada imagem recebe, no ArtLab, um identificador, que aparece na barra cinza acima de cada imagem, seguindo a avaliação. Imagens cujo identificador começa com “Pop” foram geradas através da opção *New*. Imagens com identificador iniciado com “Ev” surgiram do resultado da evolução. O número a seguir, tanto nas imagens geradas quanto nas evoluídas, indica a ordem em que elas foram geradas. As imagens, após cada aplicação dos operadores genéticos, são apresentadas em posições diferentes na tela, visando evitar tendências de avaliação.

5.1.4 POPULAÇÕES DE OBJETOS GRÁFICOS

No ArtLab, cada quadro é uma população de objetos, ou seja, cada indivíduo da população é, na verdade, uma outra população. Assim, o cromossomo de cada quadro é dado por:

$$Q = [F, \text{Obj}_1, \text{Obj}_2, \dots]$$

onde o campo F contém especificações do quadro, tais como dimensões, cor de fundo e número de objetos, e o campo Obj contém informações específicas de cada objeto, que são necessárias para a apresentação do objeto. Dado que os quadros podem possuir diferentes números de objetos, os cromossomos podem ter diferentes tamanhos, o que requer uma adaptação do operador de crossover. A sua descrição é a que segue.

Sejam Q_1 e Q_2 cromossomos associados a quadros tais que:

$$Q_1 = [F_1, \text{Obj}_{11}, \text{Obj}_{12}, \dots, \text{Obj}_{1j}];$$

$$Q_2 = [F_2, \text{Obj}_{21}, \text{Obj}_{22}, \dots, \text{Obj}_{2k}];$$

e

$$t = \min(j, k).$$

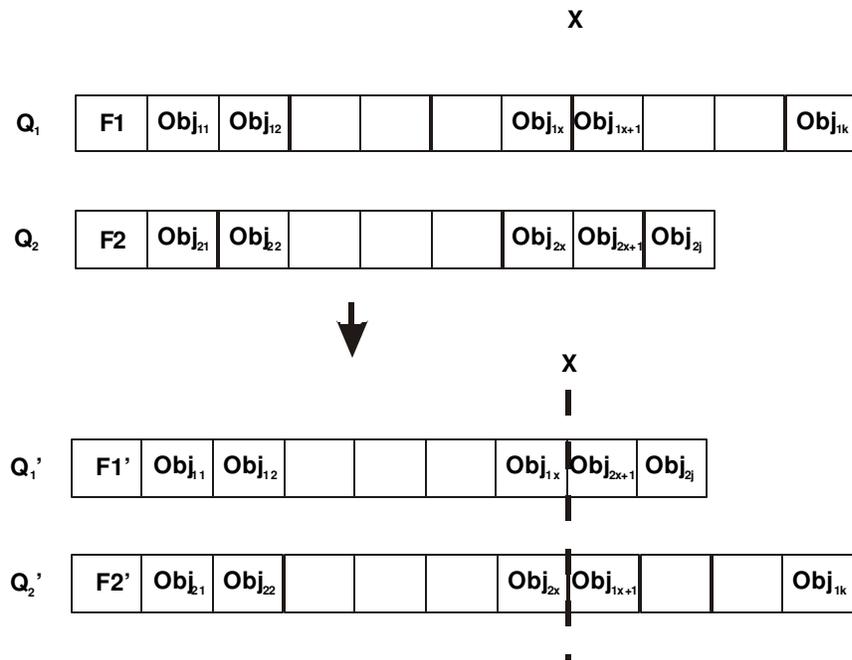


Figura 5.10 – O operador de crossover modificado

O ponto de corte do crossover (X) é calculado então como um valor no intervalo $[1,t]$, como segue: $X = \text{int}(t * \text{rnd} + 1)$, onde int é a função que retorna um inteiro e rnd é a função que retorna um número aleatório no intervalo $(0,1)$. Portanto, X é um número inteiro qualquer no intervalo $[1,t]$, e o crossover acontece como mostrado na figura 5.10.

O usuário pode gerar e avaliar tantos quadros quanto quiser. A aplicação dos operadores genéticos pode ser ativada tantas vezes quanto se queira, tendo os mesmos quadros como progenitores, ou outros. Ainda, mutações podem ser aplicadas arbitrariamente.

A seguir, serão comentadas explorações no espaço de imagens em um outro ambiente computacional, o MatLab.

5.1.5 A EXPLORAÇÃO DE AMBIENTES

No desenvolvimento do projeto de pesquisa, as primeiras explorações no espaço de imagens ocorreram no ambiente MatLab, a partir de rotinas programadas de primitivas básicas tais como retângulo, círculo e elipse. Apenas com essas rotinas, resultados significativos foram obtidos e são apresentados a seguir, na figura 5.11.

Esta abordagem foi abandonada por duas razões. A primeira é que, na época em que o trabalho foi iniciado, a versão do MatLab disponível mostrou-se inapropriada para o desenvolvimento de interfaces. Ao que parece, as versões mais recentes são bem mais amigáveis nesse sentido. A segunda razão foi o fato de já ter sido realizado um bem sucedido desenvolvimento anterior em computação evolutiva aplicada à composição sonora, em Visual Basic. Sempre houve a intenção de se buscar uma conjugação entre imagens e seqüências sonoras. Além disso, Visual Basic é um ambiente bastante adequado para o desenvolvimento de interfaces. Como qualquer outra decisão, esta também teve o seu custo.

Ao se decidir por um ambiente (não apenas os mencionados acima foram considerados, outros também foram objetos de avaliação), adquirem-se todas as vantagens e as desvantagens daquele ambiente e perdem-se as dos outros. Às vezes é possível integrar ambientes, mas isso também demanda esforço.

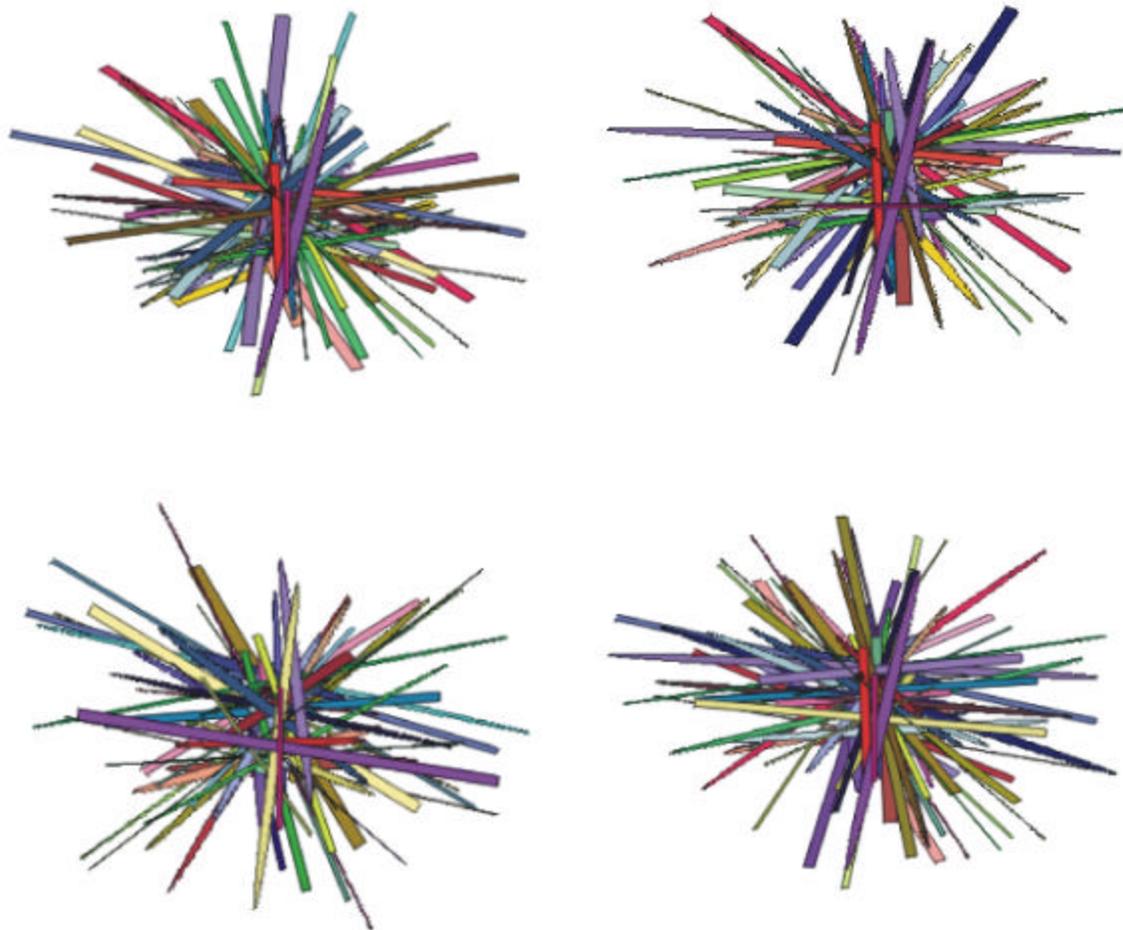


Figura 5.11 – Imagens geradas no ambiente MatLab a partir dos procedimentos de retângulo, círculo e elipse

Os resultados nem sempre são interessantes, mas, dependendo dos recursos disponíveis no ambiente, novas possibilidades se abrem. Na figura 5.12, à esquerda são apresentados quadros gerados pelos mesmos procedimentos de retângulo, círculo e elipse. As imagens à direita são detalhes de regiões das imagens à esquerda. O que se pretende mostrar aqui é que, com a simples mudança na região de interesse, o resultado pode indicar uma composição de natureza completamente diferente. Novamente, é realizada aqui uma busca local. Agora já não mais no espaço dos genótipos, mas no espaço dos fenótipos.

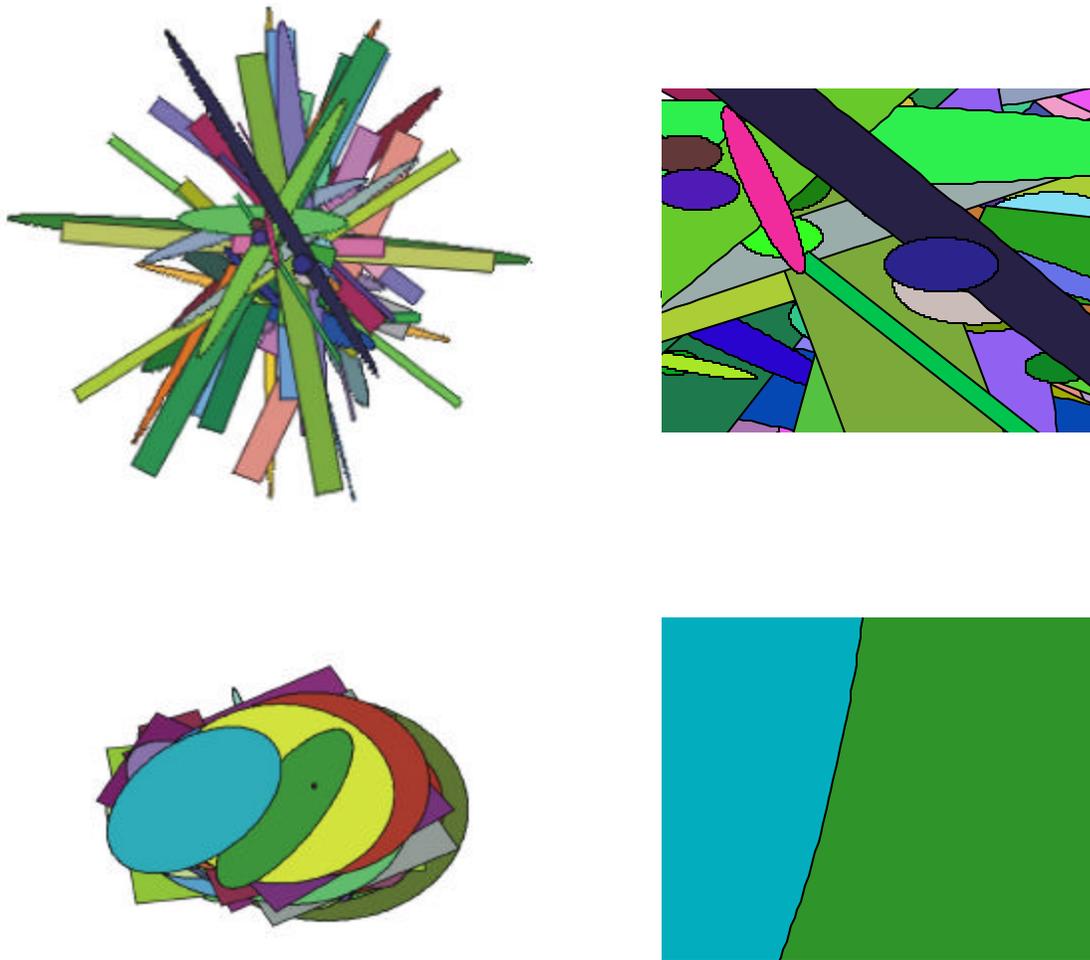


Figura 5.12 – Ao lado direito, detalhes de regiões das imagens do lado esquerdo

5.2 ASPECTOS DE AVALIAÇÃO NO DOMÍNIO VISUAL

Viu-se que o ArtLab é bastante flexível para a geração de quadros com variedade de objetos. Mas e quanto ao julgamento? Existe algum tipo de formalização de julgamento visual que possa ser inserida num ambiente automático de geração de imagens, que ultrapassa a subjetividade? É o que será tratado a seguir.

Por se tratar de um tema complexo, julgou-se adequado dedicar uma seção a ele, e muito mais haveria por ser dito. Serão apresentadas brevemente algumas regras gerais que já foram aplicadas à produção artística, bem como considerações quanto à análise da forma e quanto à cor. Não que os aspectos a serem considerados numa composição visual sejam apenas forma e cores. ARNHEIM (1988), em seu livro *Arte e Percepção Visual*, enumera pelo menos dez itens relevantes à composição visual e dedica um capítulo a cada um deles:

equilíbrio, configuração, forma, desenvolvimento, espaço, luz, cor, movimento, dinâmica e expressão.

Já se adianta: os resultados são *não conclusivos*, mas justificam a decisão de se recorrer ao julgamento humano na avaliação em um domínio visual. Alguns aspectos preliminares associados ao domínio sonoro são também comentados.

5.2.1 O *FITNESS VISUAL*

A aplicação da expressão *fitness* no domínio visual não é nova e, certamente, o conceito é muito mais antigo. Uma tentativa foi feita por críticos e filósofos para reduzir a teoria da proporção a uma simples teoria do *fitness* (PEDOE, 1983). Pode-se pensar que esta teoria é tão passível de manipulação pelas partes interessadas quanto uma possível teoria da forma significativa, que dominou a teoria da estética por muitas décadas. Mas ao se descartar teorias, é claro que o hábito e a convenção influem na apreciação de formas. Se as formas que são mais agradáveis aos olhos podem ser selecionadas, e é aqui que a dificuldade aparece, proporções arquitetônicas, por exemplo, podem se tornar um método direto de usar estas formas sempre que possível.

Na Renascença, havia uma crença comum de que os retângulos mais interessantes eram aqueles que tinham relações numéricas simples com a consonância musical. Essas noções foram erroneamente atribuídas a Vitruvius. Vitruvius viveu alguns séculos depois de Euclides e parece pertencer ao período do início do Cristianismo, apesar de que esta data é incerta. Ele efusivamente dedicou os seus *Dez Livros de Arquitetura* ao imperador da época, que pensa-se ter sido Augustus (PEDOE, 1983). Os livros foram escritos para aconselhar o imperador na construção de prédios e de qualquer coisa referente à arquitetura.

Os gregos, apesar de serem tidos como altamente literatos, não deixaram registros que descreviam o esquema de proporções que eles usavam na sua arquitetura. Muito depois, a única evidência literária aparece com Vitruvius, e diversos tradutores comentaram que o significado de muitas palavras usadas por ele tinha sido perdido. Não há nenhum comentário do período Medieval, e o estudo de Vitruvius teve que ser reiniciado na Renascença. No entanto, os humanistas do início do período eram néo-platonistas, de modo que poucos deles deram importância aos estudos de Vitruvius sobre proporções em arquitetura. De fato foi o matemático Cardano, no século XVI, que atribuiu a Vitruvius uma teoria da proporção baseada na música. Apesar de que isto não pôde ser encontrado em

Vitruvius, há uma discussão no *Timaeus* de Platão que coloca que o interesse de Vitruvius em música se restringia à afinação correta das cordas das catapultas e à construção de ressonantes nos teatros, para melhorar a acústica.

5.2.2 PROPORÇÕES HARMÔNICAS

O arquiteto renascentista Alberti, nos seus *Dez Livros sobre Arquitetura*, escreveu:

“... e de fato eu estou cada dia mais convencido da verdade de Pitágoras, que diz que é certo que a Natureza age consistentemente, e com uma constante analogia em todas as suas operações. Disso eu concluo que os números através dos quais a concordância dos sons afeta nossos ouvidos com prazer, são exatamente os mesmos que contentam nossos olhos e nossa mente”.

Alberti usou estas proporções musicais para relacionar as três dimensões: altura, largura e profundidade, mas não adicionando ou subtraindo dimensões. A analogia musical estendeu o prazer atribuído ao olho em observar razões que são compreendidas como *razões de inteiros*. E o matemático Cardano, no século XVI, sustentou que tais razões são interessantes porque são inteligíveis. Quando esses aspectos foram discutidos no século XIX, foi apontado que uma oitava é a mais perfeita de todas as concordâncias musicais. No entanto, a razão de duas para uma das frequências das notas envolvidas dificilmente é agradável do ponto de vista arquitetônico. Antes disso, HOGARTH (1753 *apud* PEDOE, 1983), em sua *Análise da Beleza*, referiu-se a escritores que “não apenas confundiram a humanidade com uma pilha de divisões minuciosas e desnecessárias, mas também com a estranha noção que estas divisões são governadas pelas leis da música”. Ainda, HELMHOLTZ (1954), em seu livro *Sensations of Tone*, observou que a consonância de duas notas de um acorde pode ser explicada muito simplesmente pela ausência de ruídos desagradáveis entre as parciais das notas que são reproduzidas, de acordo com a operação de membranas do ouvido humano. É então um fenômeno fisiológico, dependente da estrutura do ouvido, e não um fenômeno psicológico, suportado pelo reconhecimento mental de relações numéricas simples. Em outras palavras, uma alteração das membranas produziria uma mudança na atitude estética. Infelizmente, atualmente há ainda menos

certezas do que na época de Helmholtz no que diz respeito a um fenômeno meramente psicológico.

Dürer, geômetro e artista alemão (1471 – 1528), tentou tanto as escalas harmônica quanto a aritmética de proporções (PEDOE, 1983). A escala harmônica para tomar a metade, um terço, e assim por diante, e a escala aritmética simplesmente para adicionar unidades. Interessante nas extensivas pesquisas de Dürer sobre as proporções humanas é o primeiro exemplo de repetição de razões, em que ele afirma envolver as medidas *pescoço até o quadril*, *quadril até o joelho* e *joelho até o calcanhar*. Dürer acreditava que estas medidas estavam em progressão geométrica, de forma que, para a maioria dos seres humanos:

$$(\text{pescoço até o quadril}) * (\text{joelho até o calcanhar}) = (\text{quadril até o joelho})^2$$

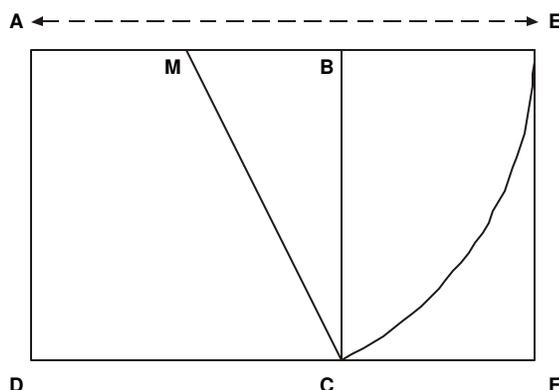


Figura 5.13 – Retângulos com lados que obedecem à razão áurea.

Outra medida famosa, a *razão áurea*, era conhecida dos arquitetos do Renascimento, mas não foi feito um uso efetivo dela como um instrumento de proporção. Houve certamente enorme interesse nela, sendo que Piero della Francesca e Luca Pacioli, em seus estudos dos cinco sólidos platônicos regulares, mostraram que eles aprenderam tudo o que Euclides poderia ensinar-lhes (PEDOE, 1983). A construção de Euclides de um pentágono regular envolve a divisão de uma linha na razão média e extrema, e é esta razão que é hoje conhecida como a razão áurea. A figura 5.13 ilustra como é obtida essa razão, sendo que M é o ponto médio do lado AB no quadrado ABCD. Se tirarmos o quadrado ABCD do retângulo AEFD, resulta um retângulo BEFC de mesma proporção de lados que

o retângulo original. Como $AB = AD$, então a razão entre os comprimentos AE e AB é áurea e dada por $\frac{1+\sqrt{5}}{2}$.

Pacioli referia-se à razão áurea como a divina proporção. Pensa-se que o termo razão áurea originou-se na Alemanha na primeira metade do século XIX. Um retângulo com a razão áurea é mais agradável do que um com lados na razão 2:1 ou 3:2 ou 5:7? Experimentos têm sido realizados para decidir esta questão, com descobertas que não são de todo convincentes, mas com uma pequena preferência, talvez, pela razão áurea (PEDOE, 1983).

O segredo das proporções parece residir não apenas em formas simples, mas nos relacionamentos entre elas. Em qualquer biblioteca de arquitetura, textos atacando a razão áurea como ferramenta arquitetônica podem ser encontrados, e alguns são bem contundentes. Alguns autores acham muito pertinente lembrar que tudo na arquitetura, bem como na pintura, depende da posição do observador, e que se algumas proporções aparentam estar na razão áurea em uma posição, em outra posição aparentam uma razão diferente. Mas ao se usar a razão áurea para desenhar quadrantes sucessivos, como fez Dürer na construção aproximada de uma espiral, obtém-se uma curva muito atraente, apresentada na figura 5.14.

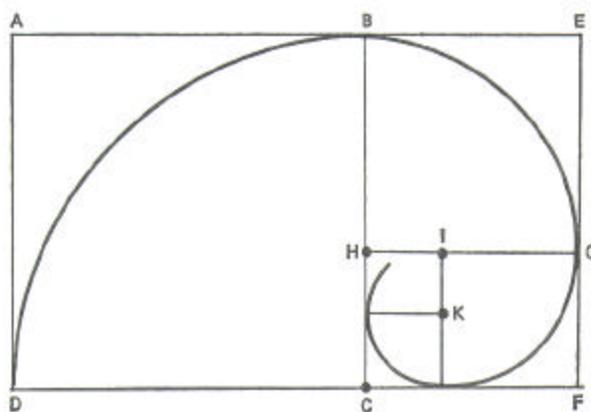


Figura 5.14 – Espiral construída com base na razão áurea.

Ruskin, um crítico muito influente em *Modern Paintings*, declarou que “... a determinação das proporções corretas é muito mais uma questão de sentimento e experiência, bem como a apreciação da boa composição musical” (PEDOE, 1983). Três anos depois, em 1849, Ruskin depreciou o uso das proporções em arquitetura, comparando-o

com “a disposição dos pratos em uma mesa de jantar, ou ornamentos numa roupa”. Qualquer que seja o princípio, ele é atacado, mas há quem pregue a repetição de padrões similares. Alguns apontam que a percepção é um processo dinâmico e o *ritmo* é um fator importante.

No início do século XX, Le Corbusier inventou o Modulor, um sistema que assegura a repetição de formas similares. O Modulor consiste de duas escalas, a *vermelha* e a *azul*. As dimensões da escala azul são o dobro da vermelha, e as divisões de cada escala são baseadas nas séries de μ , onde μ é a razão áurea. Assim, o Modulor é não apenas um instrumento de proporções arquitetônicas, mas um meio de assegurar a repetição de formas similares. Le Corbusier tornou-se famoso, e construiu o prédio das Nações Unidas em Nova York. Também ele não é poupado pela crítica. Dizem que seus textos não são fáceis de serem lidos por aqueles que desejam entender o que lêem. Ainda, alegam que ele provavelmente não leu Vitruvius, porque o sol da tarde batendo nas inúmeras janelas de vidro do prédio aquece o interior de forma insuportável (PEDOE, 1983). No Brasil, alguns prédios projetados por Oscar Niemeyer, colega de Le Corbusier, recebem essa mesma crítica.

5.2.3 A DINÂMICA DA VISÃO

Em meados do século XX, ARNHEIM (1988) pregava, dentro dos princípios da Gestalt, que a experiência visual é dinâmica. O que uma pessoa ou animal percebe não é apenas um arranjo de objetos, cores e formas, movimentos e tamanhos. É, antes de tudo, uma interação de tensões dirigidas. Estas tensões não constituem algo que o observador acrescenta, por razões próprias, a imagens estáticas. Antes, essas tensões são inerentes a qualquer percepção, como tamanho, configuração, localização e cor. Por exemplo, o quadrado na figura 5.15 encontra-se em um certo lugar na página, e o círculo está deslocado do centro. Não se percebe nenhum objeto como único ou isolado. Ver algo implica em determinar um lugar no todo, uma localização no espaço.

As várias qualidades das imagens produzidas pelo sentido da visão não são estáticas. O círculo da figura 5.15 não está apenas deslocado em relação ao centro do quadrado. É como se, deslocado do centro, quisesse voltar, ou como se desejasse se

movimentar para mais longe ainda. E as relações do círculo com as bordas do quadrado são semelhantes a um jogo de atração e repulsão.

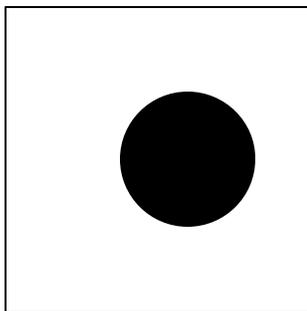


Figura 5.15 – Exemplo de “instabilidade visual”.

Há, portanto, mais coisas no campo da visão do que as que estimulam a retina. Exemplos de “estrutura induzida” existem em abundância. O desenho de um círculo incompleto parece um círculo completo com uma falha. Num quadro executado em perspectiva central, pode-se estabelecer o ponto de fuga por meio de linhas convergentes, mesmo que não se possa ver o ponto real de encontro. Numa melodia, pode-se “ouvir” por indução a medida regular da qual um tom sincopado se desvia, assim como o círculo se desvia do centro.

Um efeito desagradável resulta das localizações nas quais as atrações são tão equívocas e ambíguas que o olho não pode decidir se o disco pressiona em uma direção em particular. Esta oscilação torna a afirmação visual obscura, interferindo no juízo perceptivo do observador. Em situações ambíguas, o padrão visual cessa de determinar o que se vê, entrando em jogo fatores subjetivos do observador, como o foco de atenção ou preferência por uma direção em particular. A menos que o artista pretenda ambigüidades desse tipo, elas o induzirão a uma procura de arranjos mais estáveis.

Assim, esta seção e as anteriores não são exatamente encorajadoras no que diz respeito à formalização de um critério de avaliação visual quanto à forma. Serão tratados a seguir, aspectos relativos à percepção da cor.

5.2.4 A TEORIA DAS CORES

Se não há acordo geral com respeito à forma, alguma convergência há com respeito a cores. No que diz respeito a cores, há regras gerais para o artista, no mundo da estética, ou a

apreciação estética das cores é governada somente pela opinião subjetiva? Os alunos sempre perguntavam isso a ITTEN (1975), e sua resposta era sempre a mesma: se o aluno, intuitivamente, era capaz de criar obras primas em cor, então o desconhecimento era seu caminho. Senão, se o aluno se revelasse incapaz de criar bons trabalhos intuitivamente, então deveria olhar para o conhecimento. Mas o estudo detalhado dos grandes mestres coloristas o convenceu firmemente que todos eles possuíam uma ciência da cor. Para ele, as teorias de Goethe, Runge, Bezold, Chevreul e Hölzel foram inestimáveis (ITTEN, 1975). Em seu livro *The Art of Color*, ITTEN (1975) pretende apresentar soluções para um grande número de problemas em cor. Mais do que meramente expor princípios e regras objetivas, explorar e analisar as categorias subjetivas. De acordo com ele, a liberação da subjetividade vem apenas através do conhecimento e do estabelecimento de princípios objetivos.

Mas, há uma distinção importante no que se refere à cor, como é percebida: a *cor-luz* e a *cor-pigmento*. Itten, quando fala em cor, refere-se à cor-pigmento. A cor-luz se refere às propriedades físicas da cor, tal como a cor nos monitores de vídeo, e a cor-pigmento às propriedades químicas da cor, como por exemplo a cor dos objetos. Essas diferentes abordagens serão tratadas a seguir.

a) A Cor-Luz

Em 1676, Isaac Newton, usando um prisma triangular, analisou a luz branca em um espectro de cores. Tal espectro contém todas as intensidades, exceto púrpura. Newton realizou seu experimento empregando uma luz entrando através de uma fenda e incidindo em um prisma. No prisma, o raio de luz branca se dispersa nas cores espectrais. Os raios dispersos de luz podem ser projetados em uma tela para mostrar o espectro. Uma banda contínua de cores, do vermelho ao laranja, amarelo, verde, azul, até o violeta. Se esta imagem é coletada através de lentes convergentes, a adição de cores resultará novamente na luz branca. Estas cores são produzidas por refração. Há outras maneiras de se gerar cores, tais como interferência, difração, polarização e fluorescência.

Ao se dividir o espectro em duas partes, por exemplo, vermelho-laranja-amarelo e verde-azul-violeta, e adicionar cada um desses dois grupos com uma lente convergente, o resultado será duas cores misturadas. E a mistura de ambas resultará em branco. Dois feixes de luz colorida cuja mistura resulte em branco indicam que suas cores correspondentes são complementares.

Ao se isolar um tom do espectro prismático, por exemplo, verde, e reunir as cores remanescentes – vermelho, laranja, amarelo, azul, violeta – com uma lente, a cor obtida será vermelho, isto é, a cor complementar do verde que foi isolado. Ao se tomar o amarelo, as cores remanescentes – vermelho, laranja, verde, azul, violeta – resultarão no violeta, o complementar do amarelo. Cada componente espectral é o complemento da mistura de todos os outros componentes espectrais. Não se pode ver os componentes espectrais em uma cor composta, o olho não é como o ouvido musical, que consegue distinguir quaisquer dos tons individuais em um acorde.

b) A Cor-pigmento

Nos objetos, as cores são subtrativas. Ao se dizer que um objeto é vermelho o que está sendo dito é que a constituição de sua superfície é tal que todos os raios de luz são absorvidos com exceção dos raios vermelhos, que são refletidos.

Na pintura, as cores são pigmentárias, ou corpóreas, e suas misturas são governadas pelas leis da subtração. Na teoria tradicional das cores, as cores primárias são o vermelho, o amarelo e o azul.

As cores secundárias são obtidas misturando-se as primárias, da mesma forma que as cores terciárias são obtidas misturando-se as cores secundárias, o que é mostrado na figura 5.16. Quando cores complementares, ou combinações contendo as três primárias, são misturadas em certas proporções o resultado subtrativo tende ao preto. A mistura análoga das cores prismáticas, não corpóreas, levam ao branco como um resultado aditivo.



Figura 5.16 – Os discos de cores primárias, secundárias e terciárias

Mas o que se entende por harmonia de cores? Isto é o que será tratado na seção a seguir.

5.2.5 HARMONIA DAS CORES

Quando as pessoas falam em harmonia de cores, elas estão avaliando o efeito conjunto de duas ou mais cores. Experiências subjetivas com combinações de cores mostram que os indivíduos diferem e discordam em seus julgamentos de harmonia.

As combinações de cores chamadas “harmoniosas” na linguagem comum são compostas de cromos muito similares, ou talvez de diferentes cores nas mesmas matizes. São combinações de cores que se encontram sem fortes contrastes. Portanto, o conceito de harmonia de cores deve ser removido do domínio da atitude subjetiva para o dos princípios objetivos.

Harmonia implica em balanço, simetria de forças. Um exame do fenômeno fisiológico da visão de cor fornece uma pista para a solução do problema. Ao se fixar por algum tempo um quadrado verde e então fechar os olhos, vê-se, como uma imagem posterior, um quadrado vermelho. Ao se fixar um quadrado vermelho, a imagem posterior é um quadrado verde. A explicação científica é que o olho é preenchido com 250.000 cones decodificadores de cores. Os 83000 cones que são usados para decodificar o vermelho tornam-se saturados devido à super-estimulação. Conseqüentemente, os cones opostos entram em ação. Este experimento pode ser repetido com qualquer cor, e a imagem posterior sempre acontece de ser a cor complementar. O olho “coloca” a cor complementar visando restaurar o seu próprio equilíbrio. Este fenômeno é conhecido como contraste sucessivo.

Em outro experimento, insere-se um quadrado cinza em uma área de cor pura de mesmo brilho. Sobre o verde, o cinza aparentará um cinza avermelhado; sobre o vermelho, um cinza esverdeado; sobre o violeta, um cinza amarelado; e sobre o amarelo, um cinza “avioletado”. Cada cor induz o cinza a ser tingido com sua cor complementar. Cores puras também têm a tendência de sugerir outras cores cromáticas em direção ao seu próprio complemento. Este fenômeno é chamado de contraste simultâneo.

Contrastes sucessivo e simultâneo sugerem que o olho humano retorna a uma situação de conforto somente quando a relação complementar é estabelecida. Atualmente, alguns sites na Internet contêm material para que os experimentos acima possam ser realizados (<http://www.colormatters.com/optics.html>).

Ewald Hering, fisiologista, mostrou que o cinza neutro ou médio gera um estado de completo equilíbrio no olho (HERING, 1878 *apud* SILVEIRA, 1994). Hering mostrou que o olho e o cérebro requerem um cinza médio, ou tornam-se inquietos na sua ausência. Ao se olhar um quadrado cinza-médio contra um fundo cinza-médio, nenhuma pós-imagem diferente do cinza médio aparecerá. O cinza médio atende à condição de equilíbrio requerida para o conforto visual humano.

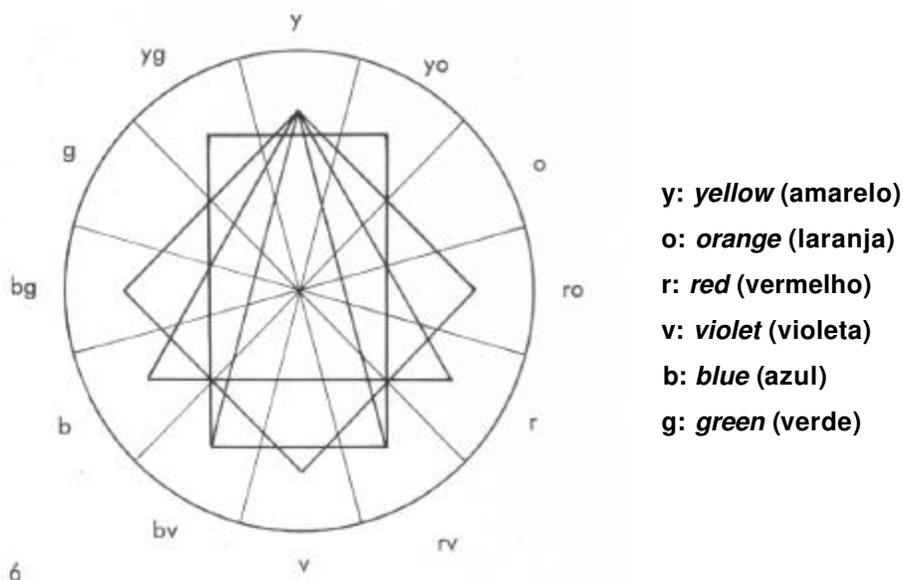


Figura 5.17 – Círculo de 12 cores proposto por ITTEN (1975)

A harmonia das cores também foi discutida por OSTWALD (1931). Em seu livro *Colour Science*, ele coloca: “A experiência ensina que certas combinações de cores diferentes são agradáveis, outras desagradáveis ou indiferentes. A questão que surge é: o que determina o efeito? A resposta é: cores agradáveis são aquelas entre as quais algum relacionamento regular, ordenado, acontece. Na falta disto, o efeito será desagradável ou indiferente. Grupos de cores agradáveis são chamadas harmoniosas. Assim, Ostwald postula: Harmonia = Ordem. Onde Ostwald diz “...cores cujo efeito é agradável, são chamadas harmoniosas” ele implica num critério subjetivo de harmonia. No entanto, o conceito de harmonia deve ser removido do domínio da atitude subjetiva para o domínio da atitude objetiva. Quando Ostwald diz que “Harmonia = Ordem” e apresenta o círculo de cores de matizes iguais e os triângulo de cores semelhantes como instâncias de ordem, ele

negligencia as leis fisiológicas da pós-imagem e da simultaneidade. Alterações na substância óptica correspondem a impressões subjetivas.

Harmonia no aparato visual humano significa um estado psicofísico de equilíbrio no qual a dissimilação e a assimilação da substância óptica são iguais. O princípio básico de harmonia é derivado da regra fisiologicamente postulada das complementaridades.

Um fundamento essencial de qualquer teoria estética de cor é o círculo de cores, porque determina a classificação das cores. Isto é, cores diametralmente opostas devem ser complementares, a mistura deve resultar num cinza. No círculo de cores proposto por ITTEN (1975), que se refere à cor-pigmento, o azul dispõe-se oposto ao laranja, estas cores resultam num cinza. Este círculo é apresentado na figura 5.17.

GOETHE (1993) estimou as luminosidades das cores primárias, e derivou as seguintes proporcionalidades de áreas:

$$\text{amarelo} : \text{vermelho} : \text{azul} = 3 : 6 : 8$$

e de acordo com Itten, todos os pares complementares, todas as tríades cujas cores formam triângulos equiláteros ou isósceles no círculo de cores de doze elementos, e todas as tétrades formando quadrados ou retângulos, são harmoniosas.

A colorimetria definiu, em 1931, através da Comissão Internationale de L'Eclairage (CIE), um sistema que vem sendo acrescido de modificações desde o seu nascimento, e que visa representar um espaço de cores uniformemente percebido (FOLEY *et al.*, 1996). O sistema CIE vem se tornando familiar tanto na indústria da cor quanto no mundo dos estudos sobre a luz. A colorimetria trabalha com as chamadas funções de equilíbrio cromático num observador padrão. Porém, as cores primárias ideais do sistema CIE, para serem reais, deveriam possuir duas características fundamentais: serem produzidas sob condições reais e alcançadas pelo nosso sentido de visão. Como não apresentam tais características, são chamadas de *estímulos ideais*, e não cores.

Não é comum o sistema CIE ser utilizado por qualquer profissional que utilize a harmonia cromática como instrumento de trabalho, como pintores ou designers, pois nesses casos é extremamente necessária a fuga da padronização. Por outro lado, não seria possível existir interação de indústrias da cor de diferentes culturas se não houvesse um sistema capaz de comparar medidas através de acordos internacionais padronizados (SILVEIRA, 1994).

Mas os computadores têm seus próprios modelos de cores, utilizados nas produções visuais, que serão brevemente descritos a seguir.

5.2.6 MODELOS COMPUTACIONAIS DE CORES

Um modelo computacional de cores é uma especificação de um sistema de coordenadas 3-D e um subconjunto visível que contém todas as cores de uma determinada gama (FOLEY *et al.*, 1996). Por exemplo, o modelo de cores RGB (*red, green, blue*) é o cubo unitário. Uma gama de cores é um subconjunto de todas as cromaticidades visíveis.

Os modelos RGB, bem como o modelo YIQ (sistema de cores da televisão) e o modelo CMY (*cyan, magenta, yellow*) são orientados para o hardware. Infelizmente, nenhum desses sistemas é muito fácil de usar, porque não se relacionam diretamente às noções intuitivas de matiz, saturação e brilho. Mas outras classes de modelos foram desenvolvidas tendo como objetivo a facilidade de uso, destacando-se entre elas o modelo HLS (*hue, lightness, saturation*). Este modelo é definido no hexacone duplo do espaço cilíndrico, como mostrado na figura 5.18.

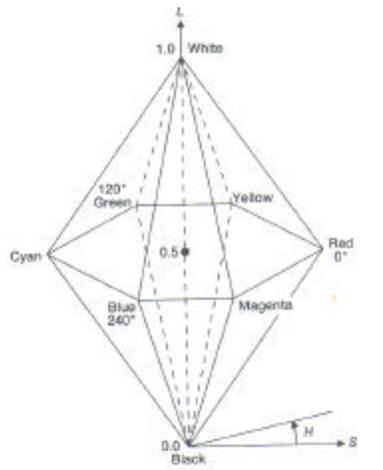


Figura 5.18 – A representação do modelo de cores HLS

O matiz (*hue*) é o ângulo em torno do eixo vertical, com o vermelho (ou o azul) a 0° . As cores ocorrem ao longo do perímetro. O complemento de cada matiz está localizado a 180° , e a saturação é medida radialmente a partir do eixo vertical, de 0 a 1 na superfície. A luminosidade vai de 0 (preto, abaixo) a 1 (branco, no topo). O modelo HLS é fácil de usar: os tons de cinza têm $S = 0$, e os tons maximamente saturados tem $S = 1$, $L = 0,5$. Mas, é importante destacar que, se as cores são uniformemente distribuídas no modelo HLS, esse

modelo não reflete a maneira como as cores são percebidas. Modelos computacionais recentes tentam suprir um espaço de cores no qual as distâncias medidas entre as cores e as distâncias perceptuais sejam uniformes, mas ainda não foram tão difundidos (FOLEY *et al.*, 1996).

A seguir, são apresentadas algumas regras gerais sobre a utilização de cores em ambientes computacionais.

5.2.7 SOBRE A UTILIZAÇÃO DE CORES

De um modo geral, as pessoas tendem a gostar de cores. Muitos livros foram escritos sobre o uso de cores para propósitos estéticos, e a recomendação de FOLEY *et al.* (1996) quanto ao uso de cores nos ambientes computacionais, apesar de conservadora, não contradiz o que foi dito. Pode-se dizer que a regra mais fundamental da estética da cor é selecionar as cores de acordo com algum *método*, tipicamente atravessando um caminho suave em um modelo de cores ou restringindo as cores a planos ou hexacondes em espaço de cores. Isto significa usar cores de luminosidade ou valores constantes. Ainda, as cores são melhor espaçadas a *distâncias perceptuais* iguais, o que não é o mesmo que ser igualmente espaçadas em incrementos de unidades. Isto pode ser difícil de implementar computacionalmente. Recomendações mais específicas sugerem que:

- Se um quadro consiste de poucas cores, o complemento de uma das cores deve ser usado como cor de fundo.
- Um fundo neutro deve ser usado para imagens contendo muitas cores diferentes.
- Se duas cores vizinhas não são particularmente harmoniosas, uma fina linha preta deve ser usada para separá-las.
- Em geral, é bom minimizar o número de diferentes cores a serem usadas.

Algumas regras de cores são baseadas mais em aspectos fisiológicos do que em considerações estéticas. Por exemplo, porque o olho é mais sensível à variação em intensidade do que à variação em cromaticidade, linhas, texto e outros detalhes devem variar do fundo não apenas em cromaticidade, mas também em brilho (intensidade percebida), especialmente cores contendo o azul, desde que há menos cones sensíveis ao azul. Assim, a fronteira entre duas áreas igualmente brilhantes que diferem somente no azul não se apresenta bem-definida. Por outro lado, cones sensíveis ao azul se espalham mais na

retina do que cones sensíveis ao vermelho e ao verde, de maneira que a visão periférica humana é melhor para o azul.

Azul e preto diferem muito pouco quanto ao brilho, bem como o amarelo e o branco. Amarelo e preto têm bom contraste. Texto branco sobre fundo azul também é um bom contraste, e é menos cansativo do que texto branco sobre fundo preto. Vermelho e verde com pouca saturação e luminosidade são as cores que mais confundem os daltônicos.

O olho não consegue distinguir a cor de objetos muito pequenos. Ainda, a cor percebida de uma área colorida é afetada pela cor da área que a rodeia. Também, a cor de uma área pode afetar o seu tamanho percebido: um quadrado vermelho, por exemplo, é percebido maior do que um quadrado verde de mesmo tamanho (CLEVELAND & MCGILL, 1983). Este efeito pode levar o observador a atribuir mais importância à área vermelha do que à verde.

Áreas de cores altamente saturadas fixadas por vários segundos podem levar ao aparecimento de uma pós-imagem, este aspecto precisa ser considerado. Ainda, grandes áreas de diferentes cores podem aparentar estar a distâncias diferentes do observador, porque o índice de refração da luz depende do comprimento de onda. O olho muda o seu foco conforme o observador desvia de uma área colorida para outra, e esta mudança do foco dá a impressão de diferentes profundidades. Vermelho e azul, que são fins opostos do espectro, têm o mais forte efeito de disparidade de profundidade, com o vermelho aparentando mais próximo e o azul mais distante.

FOLEY (1996) termina o seu capítulo sobre cores com a seguinte observação: “Com todos esses perigos e dificuldades quanto ao uso das cores, é de surpreender que a sua primeira regra seja aplicá-las de forma conservadora?”.

Mas, se projetos de interfaces gráficas sugerem uma abordagem conservadora, até para não incorrerem no risco de serem rejeitadas como produtos, artistas, em geral, não trabalham de forma conservadora.

Os aspectos abordados nas subseções precedentes apontam as muitas dificuldades na automatização, até mesmo parcial, das funções de avaliação no domínio visual. Este tema será retomado na seção 5.4. Se quanto à forma não se verificou convergência, quanto à cor ela também não chega a ser expressiva, o que não invalida a abordagem. Mas a dificuldade maior se dá não na automatização da função, mas sim *na definição do critério* a

ser formalizado pela função. Até o momento, a avaliação é deixada por conta do usuário-artista, no algoritmo genético interativo, ou seja, é *arbitrário*.

A seguir, será apresentado o segundo experimento desenvolvido no decorrer desse trabalho de computação evolutiva aplicada à criação, dessa vez aplicado ao domínio sonoro. Aqui, dada a natureza do domínio, foram possíveis a formalização e automatização da função de avaliação, ainda que parcialmente, e a interação com o compositor se dá habilitando-o, através da interface, a manipular essa função, bem como outros controles que enriquecem o material sonoro em construção.

5.3 VOX POPULI: COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA APLICADA À COMPOSIÇÃO SONORA

Uma das primeiras propostas conhecidas para formalizar a composição é atribuída a Guido d'Arezzo, monge beneditino que fez importantes contribuições ao desenvolvimento da teoria musical na Idade Média. Segundo STRUNK (1950), Guido nasceu possivelmente próximo a Paris, por volta de 995, e recebeu sua educação na abadia beneditina de St. Maur-des-Fossés. Dali ele foi primeiro à abadia de Pomposa, no norte da Itália, e mais tarde a Arezzo. Sua reputação como estudioso no campo da teoria musical o levou à Roma, onde ele convenceu o Papa João XIX da excelência da melhoria que ele introduziu no ensino da música e do canto. Guido recorreu a um conjunto simples de regras que mapeavam textos litúrgicos em cantos gregorianos, devido à quantidade excessiva de pedidos por composições. Encontramos no desenvolvimento da música ocidental um exemplo do que foi definido como *júri* (CSIKSZENTMIHALYI, 1996), conforme mencionado na subseção 2.1.1. De modo geral, as regras do canto gregoriano, da harmonia e do contraponto, nas várias épocas, permitiram aos compositores dominarem um fórum conceitual de idéias compreendidas por aqueles que adotavam as mesmas restrições, vindas através de tradições, do gosto coletivo da época, da imitação ou da aceitação no meio através do processo de apresentações públicas, num processo contínuo de evolução histórica.

LOY (1989) comenta que, no Período Clássico, compositores como Mozart, Haydn, e C. P. E. Bach possivelmente usaram um processo de decisão algorítmico chamado *Würfelspiel* (jogo de dados) para compor minuetos e outras peças. O *Musikalisches Würfelspiel* era um jogo em que os resultados dos lançamentos dos dados eram usados para

a seleção de motivos rítmico-melódicos para preencher um conjunto pré-determinado de compassos, ou seja, a seqüência sonora era construída pela seleção aleatória de segmentos da tabela de motivos. Dependendo da seqüência de números obtidos, peças diferentes com um certo grau de similaridade eram compostas. Esta abordagem pode ser definida como *combinatória*, pois envolve a combinação de conjuntos de elementos musicais previamente definidos, e pode ser considerada um exemplo de criatividade combinatória, como mencionado na seção 2.3 (BODEN, 1998).

Após aproximadamente quatro séculos, a música ocidental chegou à dissolução do Sistema Tonal, no início do século passado. Neste processo histórico, Schoenberg apresenta as bases do *serialismo integral*, o que ficou conhecido como *música serial*. De acordo com GRIFFITHS (1986), em 1921, ano em que Stravinsky e Hindemith iniciavam a composição de suas obras neo-clássicas, Schoenberg anunciava pouco modestamente a seu aluno Josef Rufer que ele havia descoberto alguma coisa que asseguraria a supremacia da música alemã pelos próximos cem anos. O determinismo da abordagem serial, em termos de parâmetros composicionais quebra as noções tradicionais de melodia, ritmo e harmonia. Pode-se relacionar aqui os dois processos de desenvolvimento de espaços conceituais pelos quais passou a música ocidental. No caso do Sistema Tonal, houve uma evolução gradativa de conceitos que, possivelmente, foram ampliados através da criatividade-P de diversos compositores durante quatro séculos. Por outro lado, quando Schoenberg anuncia a sua inovação podemos olhar para este fato como um momento em que a criatividade-P deste compositor resultaria em um caso de criatividade-H (BODEN, 1998). Além do desenvolvimento de um novo sistema composicional, o século XX presenciou a introdução do computador como suporte para criação musical. Muitas abordagens para a composição musical com o auxílio de computador foram desenvolvidas desde a pesquisa musical de MAX MATHEWS (1963), que introduziu o computador como um novo instrumento musical, ou a composição da suíte ILLIAC através da aplicação de processos estocásticos (HILLER & BAKER, 1964). Nas últimas décadas do século passado, muitos sistemas de composição surgiram com modelos derivados da aplicação de sistemas dinâmicos não-lineares (BIDLACK, 1992; MANZOLLI, 1993). Outros métodos exploraram gramáticas gerativas e suas extensões, incluindo autômatos celulares (MIRANDA, 1994). Enquanto técnicas recentes de síntese de som trazem um grande número de novas sonoridades ao repertório do

compositor, avanços no campo da inteligência computacional têm sido aplicados à organização e estruturação algorítmica de processos sonoros.

A partir da última década do século XX, uma gama de pesquisadores na área de composição computacional descobriu o grande potencial de se obter material musical aplicando técnicas de computação evolutiva para explorar espaços sonoros, usando os processos evolutivos conhecidos como variação, seleção e reprodução. HOROWITZ (1994) aplicou esta técnica para controlar estruturas rítmicas. BILES (1994; 2002), por sua vez, desenvolveu o GenJam, um exemplo de uma bem sucedida aplicação de algoritmos genéticos para gerar solos de jazz.

Apesar da aparente eficácia demonstrada por esses métodos para a obtenção de diversidade sonora, fica evidente a dificuldade em guiar os resultados numa direção desejada. Um grande desafio enfrentado pelos criadores dos sistemas evolutivos de composição é como conciliar o potencial de diversidade com mecanismos de estruturação e conhecimento composicional, através dos processos de geração, teste e repetição (capítulo 4). Os sistemas de composição evolutivos mantêm uma população de soluções potenciais, aplicam um processo de seleção e operadores genéticos, tipicamente mapeamentos no espaço de representação que simulam o crossover e a mutação.

Dentro dessa abordagem, será apresentado nesta seção o ambiente VOX POPULI (MORONI *et al.*, 2000). Este sistema difere de outros que usam algoritmos genéticos ou computação evolutiva (BILES 1994; 2002), nos quais os usuários usam o processo de audição como método de seleção da melhor seqüência sonora. Ao invés disso, no VOX POPULI, a interface gráfica, o teclado e o mouse são usados como controladores sonoros em tempo real, o que resulta num comportamento sonoro próximo de um instrumento musical computacional (MORONI *et al.*, 2002b). Este ambiente reflete interesses de ponta na área de composição computacional interativa e no desenvolvimento de novas interfaces de controle sonoro.

Basicamente, uma população inicial é criada, os indivíduos da população são avaliados, e os melhores são mantidos. O processo é então repetido, gerando uma nova população de indivíduos ou soluções, baseada na anterior. Este ciclo continua, até que seja satisfeito algum critério de parada. O desafio efetivo é especificar o que significa “gerar” e “avaliar”.

A seguir, será mostrada a representação dos parâmetros de controle sonoros utilizados no VOX POPULI como atributos de seqüências de eventos MIDI. Serão discutidas também duas abordagens de *fitness* usadas na avaliação das seqüências sonoras, uma essencialmente baseada em heurística e outra derivada de uma formulação matemática para o conceito de consonância. Cabe aqui ressaltar que a construção da função de fitness no VOX POPULI é uma característica importante no que tange a simulação de um processo de *júri* (CSIKSZENTMIHALYI, 1996) que, aqui, chega a ser parcialmente automatizado. Serão descritos também a interface do VOX POPULI e seus modos de utilização.

5.3.1 ATRIBUTOS SONOROS

Apesar da complexidade do fenômeno sonoro que perpassa o domínio físico da acústica, a interação psico-acústica e o processamento cognitivo do indivíduo, podemos caracterizar um som, ou evento sonoro, por quatro parâmetros: altura (*pitch*), volume (*loudness*), duração e timbre. Por exemplo, a percepção do ouvido humano para a freqüência varia no intervalo [20, 20k] Hz e este contínuo é organizado em escalas musicais como a escala de dó maior apresentada na tabela a seguir:

dó	ré	mi	fá	sol	lá	si	dó
<i>f</i>	9/8 <i>f</i>	5/4 <i>f</i>	4/3 <i>f</i>	3/2 <i>f</i>	5/3 <i>f</i>	15/8 <i>f</i>	2 <i>f</i>

Tabela 5.1 Modo Jônio ou Escala Maior seguindo as proporções de números inteiros

Os valores apresentados acima foram calculados pelos pitagóricos, em aproximadamente 400 A.C. No caso da percepção da intensidade, o ouvido humano é sensível a uma variação de intensidade de aproximadamente 10^{12} watts/m², ou seja, entre o limiar de audibilidade e o limite da dor há uma grande variação de energia. Para acomodar esta variação, foi definida uma unidade de medida, o *decibel* (dB), isto é, um estímulo sonoro de intensidade *I* (dada em watt/m²) tem a sua medida em decibéis dada pela seguinte fórmula:

$$SL = 10 \cdot \log(I / I_0)$$

Equação 5.1

onde \log é o logaritmo na base 10, $I_0 = 10^{-12}$ watt/m² e SL é chamado de *sound level*. Observa-se que 1dB = $10^{-11,9}$ watt/m². Essa medida pode ser dada na variação da intensidade dos instrumentos musicais. Por exemplo, o trompete tem uma variação de intensidade que vai de 56 a 98dB, e o violino, de 42 a 93dB. Posteriormente, será descrito como esses parâmetros sonoros são representados no protocolo MIDI.

Os valores apresentados acima têm uma relação de percepção psico-acústica. No caso, a altura (pitch) pode ser definida como a propriedade auditiva da nota que é condicionada por sua frequência em relação às outras notas, como mostrado na tabela 5.1, acima, construída através de relações pitagóricas. As diferentes notas de uma escala musical são definidas dentro de um intervalo denominado de oitava (WATT, 1917). No caso do piano a variação de frequências é de 27Hz a 4kHz (GUTTMAN & PURZANSKY, 1962), divididas em oitenta e oito notas, equivalentes às teclas do piano. A partir do contínuo de frequências, um conjunto de frequências discretas é selecionado de forma que as frequências compartilhem uma relação entre elas num intervalo definido, como na tabela 5.1. Assim, a altura corresponde à frequência que é selecionada de um repertório pré-definido, num contínuo de frequências.

No caso da escala cromática, seguindo este esquema, doze frequências discretas são escolhidas no intervalo de uma oitava, de forma que a razão entre quaisquer frequências adjacentes seja $2^{1/12}$. Na terminologia musical, essa razão é denominada um *semitom*. Mais simplesmente, a altura pode ser interpretada como a própria nota: por exemplo, dó, dó#, ré, ré#, mi.

fff	forte-fortíssimo
ff	fortíssimo
f	forte
mf	meio-forte
mp	meio-piano
p	piano
pp	pianíssimo
ppp	piano-pianíssimo

Tabela 5.2 Indicações de dinâmica musical

No caso do timbre, é a propriedade do som que caracteriza sua fonte, isto é, a individualidade do som que caracteriza um dado instrumento, a maneira de tocá-lo, o seu conteúdo expressivo. Mais simplesmente, o timbre pode ser interpretado como o instrumento: flauta, piano, violino, etc. Será visto a seguir que este atributo será representado pelo parâmetro *MIDI program*. No caso, o volume é a característica do evento sonoro relacionado à percepção de intensidade. Fisicamente, este parâmetro é medido em decibéis. Mas, no caso da música, estes valores são dados em indicações de dinâmica como apresentado na tabela 5.2.

Finalmente, a duração é caracterizada pelo período de tempo durante o qual um evento sonoro é percebido. No domínio sonoro, os valores para a duração são dados em figuras que se caracterizam pela duração relativa dada por uma progressão geométrica. A seqüência de durações caracterizadas por um pulso métrico (regular ou irregular) conduz a uma estrutura rítmica. Por extensão, segue que:

Definição 5.1

Uma melodia pode ser definida como uma seqüência organizada de eventos sonoros caracterizada por altura, volume e duração.

Na notação convencional ocidental, uma melodia lembra um sistema cartesiano de coordenadas. A altura e a duração são cuidadosamente marcados, o timbre é definido pelo instrumento para o qual a composição está escrita e a dinâmica é apenas indicada: *forte*, *fortíssimo*, como na tabela 5.2.

5.3.2 A GERAÇÃO DE ACORDES ATRAVÉS DE UM ALGORITMO GENÉTICO

O protocolo MIDI provê uma representação simbólica para eventos sonoros a partir do qual os atributos apresentados acima podem ser definidos. No VOX POPULI, ambiente de computação evolutiva desenvolvido no decorrer desse trabalho, os indivíduos são associados a eventos MIDI, descritos por tabelas que representam a altura (nome da nota, tabela 5.1), o volume (dinâmica da nota, tabela 5.2), o instrumento e a duração. Na tabela 5.3, é apresentada a relação entre os parâmetros para eventos sonoros e a respectiva representação no protocolo MIDI.

Parâmetro sonoro	Parâmetro MIDI [0, 127]
Altura (nome da nota)	<i>Note number</i>
Volume (dinâmica da nota)	<i>Velocity Number</i>
Timbre	<i>Program Number</i>

Tabela 5.3 – Equivalências entre parâmetros sonoros e MIDI

No sistema desenvolvido, VOX POPULI, os indivíduos são definidos como grupos de quatro notas, ou “vozes”. Daí o nome do sistema: são as “vozes do povo”. Para simplificar a maneira pela qual o sistema controla a geração de eventos MIDI, será apresentado apenas o controle do parâmetro *note number*.

No início do programa, conjuntos de quatro notas (*note numbers*) são gerados aleatoriamente no intervalo [0, 127]. Qualquer valor inteiro neste intervalo pode ser representado por 7 bits, onde o valor 60 corresponde ao dó central do piano. A figura 5.19 mostra a codificação de um cromossomo que contém um conjunto de quatro notas (*note numbers*) codificadas no protocolo MIDI, representado por um vetor de 28 bits (4 × 7).

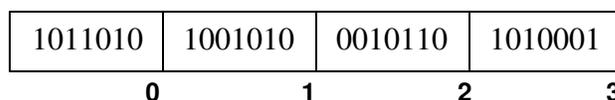


Figura 5.19 – A estrutura de um cromossomo MIDI, composto por 4 notas de 7 bits

Assim, sob o ponto de vista do parâmetro de altura, cada indivíduo da população foi definido como um acorde de quatro notas, e é uma solução potencial para um processo de seleção. O algoritmo genético é usado para gerar e avaliar a seqüência de acordes. Os acordes são enviados para a porta MIDI e podem ser ouvidos como eventos sonoros em tempo real. Avaliações do *fitness* melódico, harmônico e de intervalo de vozes, apresentadas a seguir, são usadas para controlar as seqüências de eventos sonoros gerados pelo programa.

Como em todas as abordagens evolutivas baseadas no esquema geral proposto pelo algoritmo genético original de HOLLAND (1992), algumas características são comuns. Em quase todos os casos, novas populações de soluções potenciais são criadas, geração após geração, através de três processos principais (MORONI *et al.*, 2000):

1. Para indicar uma tendência de que as melhores soluções para o problema prevaleçam com o passar do tempo, mais cópias da melhor solução corrente são colocadas na próxima geração;
2. Novas soluções são introduzidas na população pela alteração aleatória (mutação com baixa taxa) de indivíduos presentes na população anterior, de modo que os descendentes apresentem forte semelhança com seus progenitores;
3. O operador de *crossover* é empregado na combinação de características das soluções candidatas, isto é, os genes dos progenitores são misturados para formar descendentes com parte das características de cada um.

Serão apresentadas a seguir as duas abordagens que foram experimentadas na avaliação da função de fitness do VOX POPULI. A primeira foi baseada em uma heurística (MORONI *et al.*, 1999), enquanto que a segunda empregou um formalismo baseado em lógica nebulosa (VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI, 1992).

5.3.3 A FUNÇÃO DE *FITNESS*: ABORDAGEM HEURÍSTICA

Não faltam exemplos para confirmar que o mecanismo da evolução, através da atribuição de diferentes funcionalidades às partes constituintes de um todo, acaba influenciando no todo, gerando uma complexidade que não poderia ter sido projetada, atuando em cada parte isoladamente (KAUFMANN, 1992). Que aspectos considerar em um sistema que gera acordes automaticamente, para dar alguma forma à composição? Como “domesticar” o mecanismo de busca por ‘melhores’ indivíduos? Estas são algumas das perguntas que envolvem a pesquisa em computação evolutiva aplicada à composição sonora.

A primeira versão do VOX POPULI usava uma função de fitness calculada a partir de tabelas de pesos harmônicos e melódicos, associadas a cada nota de uma oitava musical. As tabelas foram elaboradas por Jônatas Manzolli, baseadas em sua experiência como compositor (MORONI *et al.*, 1999), e refletem um mapeamento *arbitrário* da contribuição de cada nota com relação à harmonia e à melodia.

A função de *fitness* (F) na versão inicial do VOX POPULI, e em todas as que se seguiram, foi avaliada como sendo a composição de três sub-funções: o *fitness* melódico (FM), o *fitness* harmônico (FH) e o *fitness* oitava, ou oitava, (FO):

$$F = FM + FH + FO \quad \text{Equação 5.2}$$

O *fitness* melódico e o *fitness* harmônico foram calculados com base nas tabelas propostas, conforme indicado a seguir:

a) *A Avaliação do Fitness Melódico*

Aqui, as estruturas consideradas são acordes de 4 notas que serão denotados pelo conjunto $C = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$. Cada x_k é associado a um valor *note number* da tabela MIDI, ou seja, $x_k \in [0, 127]$. O *fitness* melódico de x_k , $M(x_k)$, é definido pela equação 5.3:

$$M : [0, 127] \rightarrow [0, 11] \quad \text{Equação 5.3}$$

onde

$$M(x_k) = PM(x_k \bmod 12) / 11]$$

e PM é extraído da tabela 5.4 de pesos melódicos, a seguir. Observe que $0 \leq M(x_k) \leq 1$.

$x_k \bmod 12$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$PM(x_k \bmod 12)$	11	2	8	1	6	9	0	10	3	7	4	5

Tabela 5.4 – Pesos Melódicos (PM)

O conjunto $[0, 11]$ representa as notas musicais contidas na escala cromática, que são as notas em uma oitava no piano, respectivamente, [dó, dó#, ré, ré#, mi, mi#, fá, fá#, sol, sol#, lá, lá#, si]. Em princípio, esta tabela é arbitrária (módulo 12). No entanto, dependendo do estilo da seqüência sonora pretendida, o compositor/usuário pode defini-la segundo regras pré-estabelecidas. A tabela 5.4 reproduz, ao menos parcialmente, o esquema de música tonal (consonância).

Se C_4 for definido como o espaço de todos os acordes possíveis com 4 notas então o *fitness* melódico é uma função $FM : C_4 \rightarrow \mathfrak{R}$, onde \mathfrak{R} é o conjunto dos números reais. Segue que, dado um acorde $C = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, definiu-se a função *fitness* melódico $FM(C)$ como:

$$FM(C) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 M(x_k), \quad \forall C \in C_4 \quad \text{Equação 5.4}$$

Observe também que $0 \leq FM(C) \leq 1$.

b) *A Definição do Fitness Harmônico*

Analogamente, seja $C = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, onde cada x_k é associado a um valor *note number* da tabela MIDI, ou seja, $x_k \in [0, 127]$. O fitness harmônico de x_k é uma função $H : [0, 127] \rightarrow [0, 11]$ definida pela equação 5.5:

$$H(x_k) = PH(x_k \bmod 12) / 11 \quad \text{Equação 5.5}$$

onde PH é extraída da tabela 5.5 de pesos harmônicos. Observe que $0 \leq H(x_k) \leq 1$.

$x_k \bmod 12$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$PH(x_k \bmod 12)$	11	0	5	0	10	7	4	9	0	6	0	8

Tabela 5.5 – Pesos Harmônicos (PH)

Pode-se então definir para cada acorde $C \in C_4$ a função *fitness* harmônico (FH) da seguinte maneira:

$$FH(C) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 H(x_k) \quad \text{Equação 5.6}$$

Também aqui pode ser verificado que $0 \leq FH(C) \leq 1$. Observe também que:

$$FH : C_4 \rightarrow \mathfrak{R}.$$

c) *A Definição do Fitness de Oitava*

Ainda, seja $C = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, onde cada x_k é associado a um valor *note number* da tabela MIDI, ou seja, $x_k \in [0, 127]$. A função *fitness* de oitava simplesmente verificava se os valores de x_k estavam no intervalo $[O_{\min}, O_{\max}]$, selecionado pelo usuário/compositor, onde $O_{\min}, O_{\max} \in [0, 127]$, $O_{\min} < O_{\max}$. O fitness de oitava de x_k era definido como:

$$O(x_k) = \begin{cases} 1 & \text{se } O_{\min} \leq x_k \leq O_{\max} \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad \text{Equação 5.7}$$

Novamente, dado um acorde $C \in \mathbf{C}_4$, a função *fitness* oitava (FO) foi definida como:

$$FO(C) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 O(x_k) \quad \text{Equação 5.8}$$

Claramente, $0 \leq FO(C) \leq 1$ e $FO: \mathbf{C}_4 \rightarrow \mathfrak{R}$.

A seguir, será apresentada uma formulação matemática para a consonância, que será usada na avaliação das funções de *fitness* melódico e harmônico, substituindo as tabelas para PH e PM .

5.3.4 UMA ABORDAGEM NEBULOSA PARA O RECONHECIMENTO DE CENTROS TONAIIS

A música ocidental é fortemente baseada no entrelaçamento de estruturas harmônicas. Estas estruturas são denominadas *acordes* e as suas notas constituintes no sentido quantitativo e qualitativo têm variado com a época e com a utilização musical por parte dos compositores. Inicialmente, os acordes eram formados por três notas (*tríades*) e a relação interna entre elas era dada por intervalos de terça maior (quatro semitons) e menor (três semitons). Além da estrutura dos acordes, o termo “harmonia” é inerentemente ambíguo: refere-se tanto a um nível mais elementar, em que a relação funcional entre os acordes é avaliada, como a um nível estético mais elevado, em que a harmonia é função de um dado estilo. De qualquer maneira, a função da harmonia na estruturação musical é algo subjetivo. Todavia, existem regras de condução de vozes e cadência que normatizam o encadeamento de acordes. O julgamento da boa condução de vozes e encadeamento de acordes da harmonia da música ocidental não parece ter uma base natural, mas um senso comum adquirido em um dado contexto cultural, como mencionado por VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI (1992). Os parâmetros de julgamento da harmonia ideal são mais um exemplo do que chamamos no começo desse capítulo de “fórum conceitual de idéias”. No caso do VOX POPULI, as tabelas 5.4 e 5.5, definidas acima e usadas para avaliar o *fitness* harmônico e melódico, representam uma aproximação do que seria um critério para encadeamento de estruturas harmônicas. Nessa seção, é apresentada uma modelagem alternativa.

Enquanto há diversos modelos para a boa condução harmônica, podemos simplificar a relação entre acordes utilizando o grau de consonância/dissonância dos intervalos sonoros. Existem teorias numéricas que aplicam relações de proporção para descrever a

consonância (CAZDEN, 1962). No entanto, tais teorias não delineiam claramente o que constitui a ordem de complexidade/simplicidade dos intervalos sonoros. Apesar do conceito de consonância abranger não somente o fenômeno acústico e psico-acústico, mas também o cognitivo, nesse trabalho será empregada uma modelagem simplificada para determinar o grau de consonância entre duas notas.

O modelo de VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI (1992) introduz o conceito de aproximação de uma seqüência de notas à sua nota harmonicamente compatível, ou *centro tonal*, e o mesmo é utilizado para medir o grau de consonância. Centro tonal pode ser interpretado como a nota pertencente a uma escala dada que aproxima a função de tônica a partir da seqüência de notas geradas por uma melodia. O método proposto usa um formalismo baseado em lógica nebulosa (MANDANI & GAINES, 1981) e é colocado como um problema de otimização que considera fatores psico-acústicos relevantes à apreciação musical. Esta abordagem é significativa porque amplia a heurística da função de fitness apresentada na seção anterior.

5.3.5 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DA CONSONÂNCIA

Definição 5.2

Dadas duas notas com uma razão de frequência $n:m$, existe um número natural i onde o $(i \times m)$ -ésimo harmônico da primeira nota e o $(i \times n)$ -ésimo harmônico da segunda nota são a mesma nota.

Assim, há mais harmônicas comuns numa razão de frequência de 3:2 do que numa razão de frequência de 4:3. Ainda, quando o intervalo é a razão de dois grandes números, nota-se um decréscimo na consonância. Portanto, a contribuição do n -ésimo harmônico à consonância é maior do que o r -ésimo harmônico quando $n < r$ (VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI, 1992).

Das observações acima, a consonância se apresenta como uma função da associação ou sobreposição entre os componentes harmônicos das notas. Esta medida de sobreposição pode ser escalonada em $[0, 1]$, com 1 denotando a completa sobreposição, no caso de se sobreporem duas notas iguais, e 0 denotando nenhuma sobreposição. Esta noção de sobreposição pode ser sucintamente modelada pelo formalismo da lógica nebulosa, em que

a pertinência de um elemento a um conjunto possui um grau que varia no intervalo $[0, 1]$, conforme mostrado na figura 5.20. Pertinência total implica grau 1 e ausência completa de pertinência implica grau 0. Pertinências parciais implicam graus dados por valores no intervalo aberto $(0, 1)$.

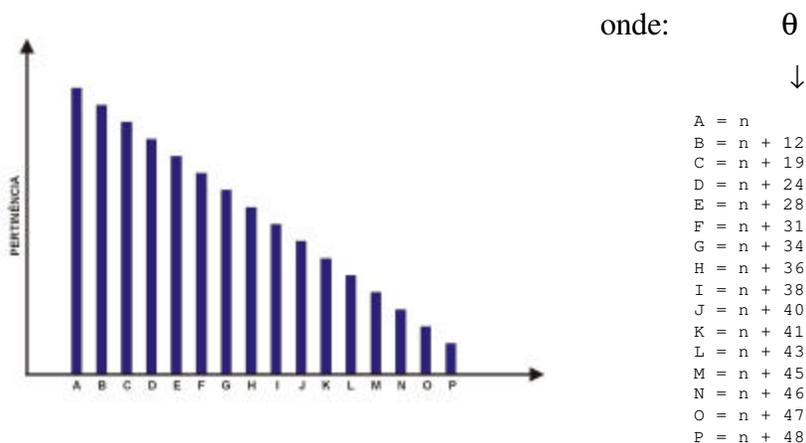


Figura 5.20 - As pertinências dos componentes harmônicos

O grau de pertinência pode ser ilustrado pelo gráfico na figura 5.20. Este gráfico não leva em conta a distância entre os harmônicos (no eixo horizontal estão igualmente espaçados e representados por letras). No gráfico, a nota n denota a n -ésima nota do piano, enquanto que $(n + k)$ refere-se à frequência fundamental da nota k semitons acima da nota n ; enquanto que θ é o número de semitons acima da nota considerada.

Já os gráficos apresentados mais adiante na figura 5.21 fornecem funções de pertinência reais, decrescentes. No entanto, outras funções de pertinência podem ser adotadas pelo projetista.

d) A nota relacionada a um conjunto nebuloso

Uma nota musical pode ser relacionada com a sua fundamental e o conjunto de seus harmônicos superiores. A relação da fundamental (aqui entendida como o primeiro harmônico da seqüência) e de seus harmônicos pode ser representada graficamente como um espectro, ou seja, um gráfico de frequência versus amplitude (CHAIGNE, 1987). No trabalho de VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI (1992), uma nota musical é associada a um conjunto nebuloso, onde a amplitude de cada harmônico decai inversamente com o valor da frequência. Cabe aqui ressaltar que esta curva não é a única forma de representar a relação

entre freqüência e amplitude, mas há uma grande variedade de espectros sonoros que seguem esse comportamento.

Na modelagem foi adotado o protocolo MIDI para representar o valor das alturas das notas musicais, onde 60 é equivalente ao dó central do piano. A figura 5.21 apresenta os gráficos onde a relação descrita acima é dada para duas notas. Observe que no eixo x os valores são dados em semitons, ou seja, dada a nota n , $(n + k)$ refere-se a uma nota k semitons acima. Por exemplo, a nota 60 refere-se ao dó central e a nota 64 refere-se à nota 4 semitons acima, que é o mi (61 = dó #; 62 = ré; 63 = ré #). No eixo y, são apresentados os valores da função de pertinência, arbitrados de acordo com o critério de que a pertinência varia com o inverso da freqüência.

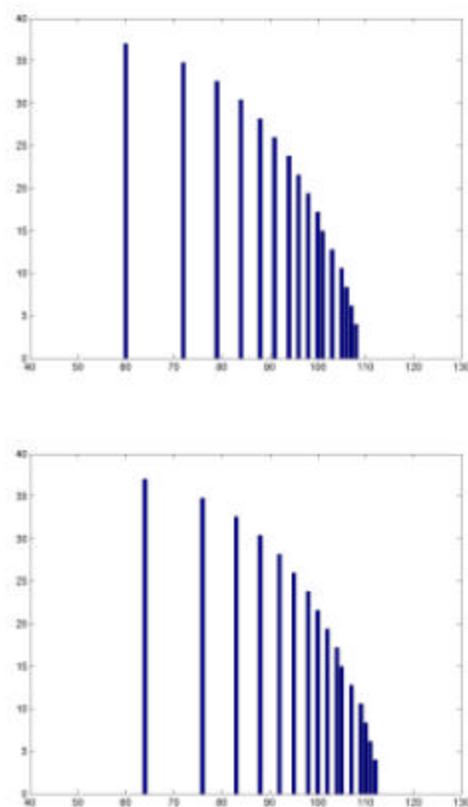


Figura 5.21 – Representação dos valores de pertinência para as notas 60 e 64

A seguir, é apresentada a definição formal do conjunto nebuloso adotado nessa modelagem.

Seja $U = [0, +\infty)$ o conjunto de todas as frequências possíveis. Observe que cada nota, ou mesmo som, por causa da sua representação numa série de Fourier, é um subconjunto enumerável de U . A partir de U podem ser definidos conjuntos nebulosos.

Definição 5.3

Um conjunto nebuloso S em U é caracterizado por sua função de pertinência $f_S : U \rightarrow [0, 1]$, onde S é completamente determinado pelo conjunto de pares ordenados:

$$S = \{ (x, f_S(x)), x \in U \}$$

Aqui, cada nota $x \in [0, 127]$ será associada a S , um subconjunto nebuloso de U . Assim, define-se:

Definição 5.4

Uma nota musical é um sub-conjunto nebuloso S de $U = [0, +\infty)$ dado por:

$$S = \{ (x_i, f_S(x_i)), x_i \in U, i = 0, \dots, 15 \} \quad \text{Equação 5.9}$$

onde x_i é uma parcial harmônica (frequência) e f_S é a função de pertinência $f_S : U \rightarrow [0, 1]$ dada e x_0 a fundamental. Nesta definição adotou-se que o número máximo de parciais consideradas é 16.

Em geral impõe-se que para uma função de pertinência f_S a soma dada por $\sum_{x \in U} f_S(x)$ seja finita. Daí, claramente pode-se considerá-la normalizada e sem perda de generalidade pode-se escrever que $\sum_{x \in U} f_S(x) = 1$. Aqui, considera-se que a função de pertinência é dada pelas alturas dos componentes harmônicos mostrados na figura 5.20, que são apresentados na tabela 5.6.

Para simplicidade, assume-se que as pertinências da fundamental e harmônicos não mudam de nota para nota, para um dado instrumento (VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI, 1992). Formalmente, se $S = \{(x, f_S(x)), x \in U\}$ e $S_1 = \{(x_1, f_{S_1}(x_1)), x_1 \in U\}$, com $x_1 = x + \theta$, $\theta = 1, 2, 3, \dots$, então

$$f_S(x) = f_{S_1}(x_1) \quad \text{Equação 5.10}$$

Isto significa essencialmente que os conjuntos de valores de pertinência de duas notas diferentes são apenas um deslocamento um do outro, como apresentado na figura 5.21.

θ	$f_S(x + \theta)$
0	0.1128
12	0.1061
19	0.0994
24	0.0927
28	0.0860
31	0.0793
34	0.0726
36	0.0659
38	0.0591
40	0.0524
41	0.0457
43	0.0390
45	0.0323
46	0.0256
47	0.0189
48	0.0122

Tabela 5.6 – Altura dos componentes harmônicos, onde x é uma parcial harmônica (frequência) e f_S é a função de pertinência associada à frequência $x + \theta$.

e) A função da Consonância

Tendo em vista que a modelagem adotada utiliza-se da sobreposição dos conjuntos apresentados acima, pode-se definir consonância entre duas notas S_1 e S_2 como segue.

Dadas duas notas S_1 e S_2 consideradas como conjuntos nebulosos, elas podem ser tomadas como conjuntos de parciais harmônicas, descritos por $S_1 = \{x_0^1, x_1^1, \dots, x_{15}^1\}$ e $S_2 = \{x_0^2, x_1^2, \dots, x_{15}^2\}$. Define-se a consonância entre S_1 e S_2 como a interseção da sobreposição entre os conjuntos nebulosos associados a cada nota, $S_{12} = S_1 \cap S_2$, que pode ser descrito como:

$$S_{12} = \{x_i^{12}, x_j^{12}, \dots, x_k^{12}\} \quad \text{Equação 5.11}$$

onde $x_n^{1,2}$ é tal que $x_n^1 = x_n^2$, $n \in \{i, j, \dots, k\}$, $i, j, \dots, k \in \{0, \dots, 15\}$. Observe que S_{12} tem m elementos, com $m \leq 16$.

Para os mesmos índices $i, j, \dots, k \in \{0, \dots, 15\}$ presentes na equação 5.11, pode-se definir:

$$y_n = \min(f_{S_1}(x_n), f_{S_2}(x_n)), \text{ com } n \in \{i, j, \dots, k\}. \quad \text{Equação 5.12}$$

produzindo o seguinte conjunto de valores:

$$Y = \{y_i, y_j, \dots, y_k\}.$$

Definição 5.5

A consonância entre S_1 e S_2 é então definida como:

$$Co(S_1, S_2) = \sum_{n \in \{i, j, \dots, k\}} y_n. \quad \text{Equação 5.13}$$

Usando a relação acima, o grau de consonância é calculado para os vários intervalos, entendido como duas notas dadas.

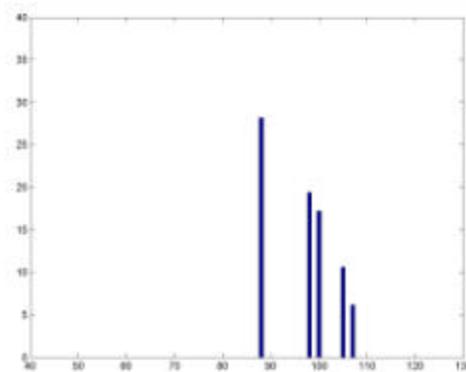


Figura 5.22 – Conjunto de interseção das curvas de pertinência das notas 60 e 64

A figura 5.22 mostra a consonância entre as notas 60 e 64. A consonância é um valor calculado do resultado da interseção dos conjuntos da fundamental e componentes parciais de duas notas dadas.

Para demonstrar a aproximação entre os valores obtidos e as normas aceitas, no contexto da música ocidental, VIDYAMURTH & CHAKRAPANI (1992) apresentam na tabela

5.7 uma relação onde, à esquerda, os valores foram calculados pela modelagem de conjuntos nebulosos, e à direita, os valores são dados pela ordem de consonância de Franco de Cologne (HELMHOLTZ, 1954) do século XII.

1	Unísono	Consonância perfeita:
2	Oitava	- unísono e oitava.
3	Quarta Perfeita	Consonância média:
4	Quinta Perfeita	- quarta e quinta.
5	Segunda Maior	Consonância imperfeita:
6	Terça Menor	- terças maior e menor.
7	Sexta Maior	Dissonância imperfeita:
		- sextas maior e menor.
8	Sétima Menor	Dissonância perfeita:
9	Quinta Aumentada	- sétima menor;
10	Terça Maior	- quarta aumentada;
11	Quarta Aumentada	- sétima maior;
12	Sétima Maior	- segunda menor.
13	Segunda Menor	

Tabela 5.7 – Ordem decrescente da consonância musical de acordo com a função de consonância nebulosa (coluna à esquerda) e de Franco de Cologne (coluna à direita).

5.3.6 O RECONHECIMENTO DO CENTRO TONAL COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Uma melodia pode ser vista como uma seqüência $S = ((S_1, t_1), (S_2, t_2), \dots)$ de pares ordenados, onde S_i é a i -ésima nota da melodia e t_i é a respectiva duração. Para uma dada melodia, é possível definir o que será chamado de *centro tonal*. Neste caso, a modelagem adotada é vinculada às regras de consonância do contraponto tradicional. Assim, a extração do centro tonal de uma seqüência envolve encontrar uma nota harmonicamente compatível tal que a consonância entre cada nota, na seqüência, e o centro tonal seja maximizada no tempo.

Definição 5.6

O centro tonal da melodia S é então definido como a nota S^ que maximiza a função:*

$$CT(S) = \sum_{i=1}^N t_i Co(S, S_i)$$

Equação 5.14

onde $S \in \mathbf{S}$.

No VOX POPULI o centro tonal é calculado em tempo real, e a duração da nota é determinada pelos processos associados ao ciclo genético.

a) *Fitness Melódico*

No VOX POPULI, o centro tonal pode ser modificado pelo usuário através do controle melódico, que permite ao usuário através de um controle da interface atribuir à variável Id um valor correspondente a uma nota MIDI válida, isto é, $Id = S^*$.

Pode-se ainda definir o *fitness* melódico de um acorde de quatro notas (x_1, t) , (x_2, t) , (x_3, t) , (x_4, t) em relação ao centro tonal denotado Id . Este *fitness* é calculado pela expressão (MORONI *et al.*, 2002a):

$$M(x_1, x_2, x_3, x_4) = \max \{Co(S_i, Id)\}, i = 1, 2, 3, 4 \quad \text{Equação 5.15}$$

b) *Fitness Harmônico*

Ainda pode-se definir uma outra quantidade que será denominada *fitness harmônico*. Ele é dado pela soma das consonâncias das notas constituintes de um acorde de quatro notas, tomadas duas a duas na ordem cíclica, isto é:

$$H(S_1, S_2, S_3, S_4) = 1/4 \cdot [Co(S_1, S_2) + Co(S_2, S_3) + Co(S_3, S_4) + Co(S_4, S_1)] \quad \text{Equação 5.16}$$

Claramente, pode-se definir o *fitness* harmônico de outras maneiras. Por exemplo:

$$H(S_1, S_2, S_3, S_4) = 1/6 \cdot \sum_{i,j} Co(S_i, S_j) \quad \text{Equação 5.17}$$

onde (i, j) são todas as combinações de 4 elementos tomados 2 a 2.

c) *Fitness Oitava*

A função *fitness* de oitava, em sua primeira versão, verificava se as vozes do coro estavam dentro do conjunto de oitavas selecionado. O *fitness* de oitava era incrementado de 1 para cada voz dentro do intervalo. Numa versão seguinte, as vozes foram associadas às variáveis linguísticas “baixo”, “tenor”, “contralto”, “soprano” e “não humana”, relacionadas aos conjuntos nebulosos mostrados na figura 5.23, onde as unidades no eixo das abscissas são

valores associados a notas MIDI ([0, 127]) e as funções Baixo, Tenor, Contralto e Soprano eram dadas pelas curvas mostradas na figura 5.23.

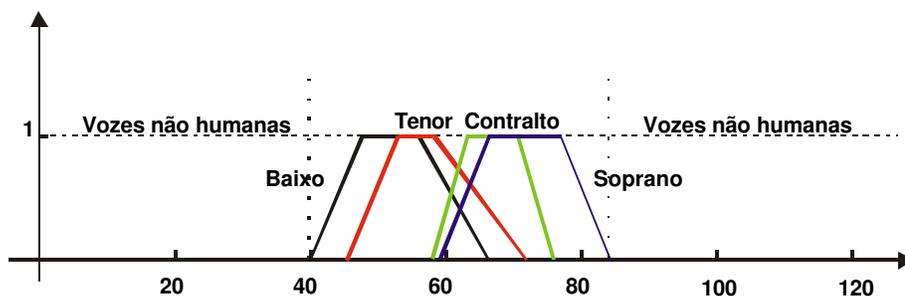


Figura 5.23 – Valores linguísticos associados aos intervalos de vozes humanas

Esta função privilegiava os acordes com notas na região das vozes humanas, ou seja, no intervalo [40, 84]. Foram arbitrariamente associados os valores linguísticos Baixo, Tenor, Contralto, Soprano aos intervalos de notas MIDI [40, 62]; [45, 72]; [58, 78] e [59, 82]; mas esta função mostrou-se muito restritiva para os instrumentos musicais em termos de criação de seqüências sonoras. Assim, a versão anterior (seção 5.3.3.c) foi mantida.

- 1 *Inicialize a população com acordes aleatórios de 4 notas;*
- 2 *Repita (até ser interrompido pelo usuário) os passos abaixo:*
 - 2.1 *Determinar o fitness de todos os acordes da população, de acordo com os critérios melódico, harmônico e de intervalo de vozes.*
 - 2.2 *O indivíduo com mais alto fitness é disponibilizado como um evento MIDI;*
 - 2.3 *Reproduzir (copiar) os acordes de acordo com o fitness. Acordes com maior fitness se reproduzem mais;*
 - 2.4 *Enquanto a população estiver incompleta faça:*
 - 2.4.1 *Selecionar dois acordes quaisquer;*
 - 2.4.2 *Usar o crossover de um ponto para gerar dois novos acordes;*
 - 2.4.3 *Efetuar mutação sobre os novos acordes;*
 - 2.4.4 *Inserir os novos acordes na população.*

Algoritmo 5.2 – Variação do algoritmo genético aplicado ao VOX POPULI

d) A Variação do Algoritmo Genético aplicado ao VOX POPULI

O algoritmo 5.2 apresenta a variação do esquema proposto pelo algoritmo genético original de HOLLAND (1992), utilizada no VOX POPULI. Na versão final, adotou-se população de 30 cromossomos, com taxa de crossover = 0,1 e taxa de mutação = 0,03 (MORONI et al., 2002a). Na figura 5.24, é apresentada a arquitetura do sistema.

5.3.7 O AJUSTE DO *FITNESS*

As duas abordagens experimentadas para expressar a avaliação do *fitness* no VOX POPULI mostraram resultados interessantes. A primeira, derivada de uma heurística, supria uma avaliação mais rápida do *fitness* e permitia uma população maior de acordes, que resultava em mais diversidade.

Na segunda abordagem, o critério da consonância foi usado, de modo que o cálculo tornou-se mais custoso computacionalmente. De forma a assegurar boa performance do sistema em tempo real, a população foi limitada a 30 acordes. Visto que o critério de *fitness* sonoro usado é mais restrito nessa segunda abordagem, é possível ouvir que, em algumas vezes, a seqüência sonora converge para uma nota, o que torna o resultado monótono. Em termos evolutivos, isso pode ser interpretado como uma “diminuição da diversidade”. Assim, constatou-se que na evolução sonora controlada pelo VOX POPULI, não somente a consonância é desejável, mas também a dissonância, o que levou ao projeto de uma *pad* gráfica onde os parâmetros do VOX POPULI relacionados com a função de *fitness* pudessem ser alterados, ocorrendo uma modificação na distribuição de regiões promissoras no espaço conceitual.

Isto é equivalente a alterar os requisitos para a “sobrevivência da espécie”, possibilitando a reconstrução da diversidade. Como no ArtLab, isto é feito através da interferência humana, mas ao invés do usuário ser totalmente responsável pela avaliação, ele manipula parâmetros da função de *fitness*, ou seja, influencia no estabelecimento de tendências, mas não tem a palavra final.

Os controles da interface usam aplicações iterativas não-lineares que dão origem a atratores, definidos como lugares geométricos que representam o conjunto de estados estacionários de um sistema dinâmico, ou simplesmente trajetórias para as quais o sistema é atraído. Modelar uma seqüência sonora como um sistema dinâmico implica uma visão em

que o compositor desenha trajetórias ou órbitas usando pitches, harmonias, ritmos, timbres, etc. (MANZOLLI, 1993).

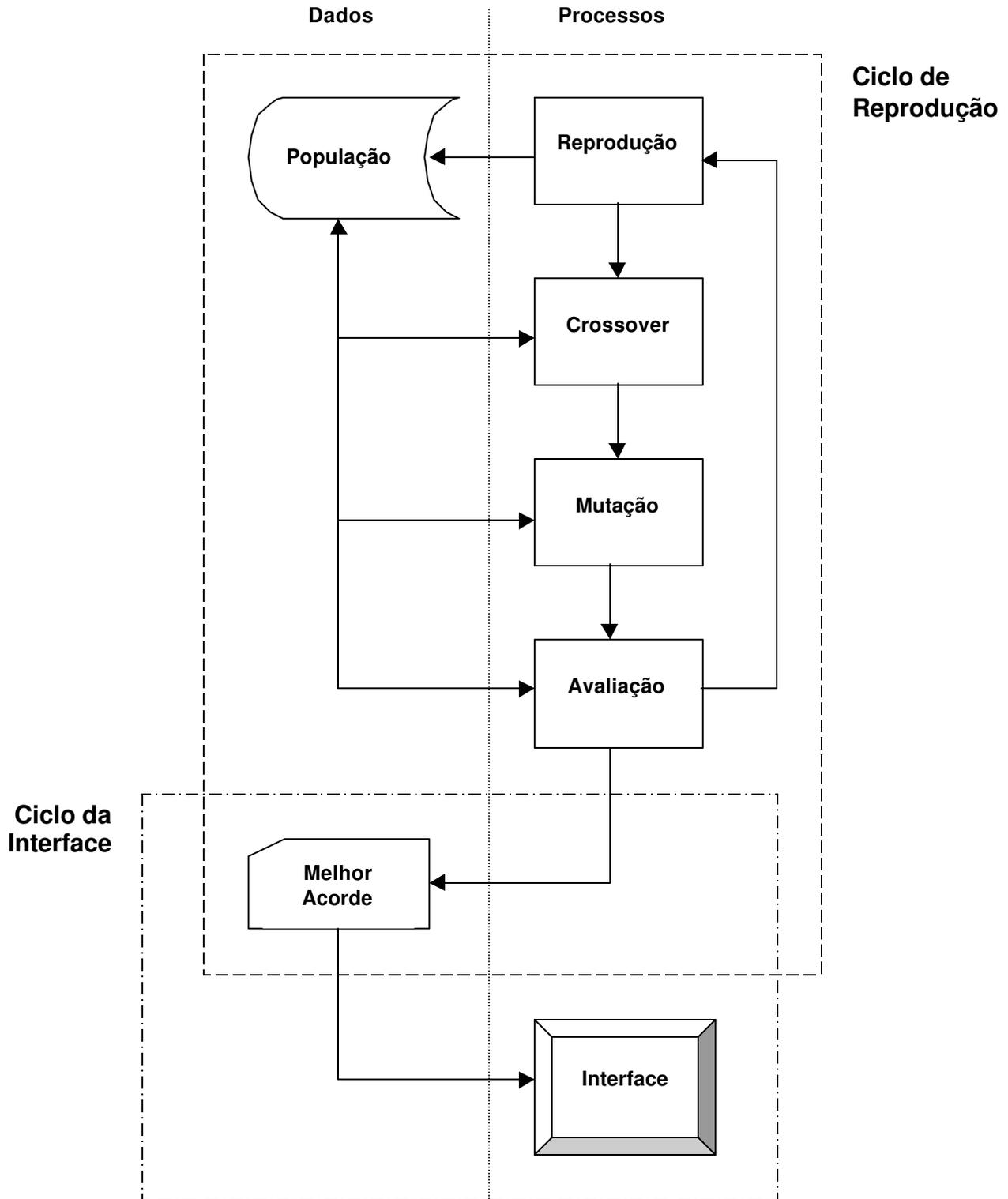


Figura 5.24 – O ciclo genético do VOX POPULI

Um controle *pad* (bloco de desenho) interativo supre uma área na qual curvas 2-D podem ser desenhadas (MORONI *et al.* 2000; 2002a). Estas curvas, uma vermelha e outra azul, são ligadas a controles da interface. A curva vermelha liga os controles melódico e oitava; e a curva azul liga os controles biológico e rítmico. Cada curva descreve uma relação temporal entre as variáveis associadas. As curvas são percorridas na ordem em que foram traçadas. Seus componentes horizontais e verticais são usados para a avaliação do *fitness* e para modificar a duração dos ciclos genéticos, interferindo diretamente no ritmo da composição. O *pad* interativo permite ao compositor conduzir a seqüência sonora através de desenhos, sugerindo os “gestos do maestro” usados quando regendo uma orquestra. Através de diferentes desenhos, o compositor pode experimentar a seqüência sonora criada e conduzi-la, através de diferentes trajetórias ou órbitas sonoras. As trajetórias, portanto, afetam o ciclo de reprodução e a avaliação do *fitness* sonoro, e podem acarretar transformações radicais na superfície de *fitness*. Mas desde que os acordes são selecionados sempre da população mais recente, após terem sido aplicados crossover e mutação, por mais drástica que seja a transformação, a população vai se adaptando aos poucos às novas condições de avaliação. Pode-se afirmar que o algoritmo evolutivo está sujeito a uma superfície de *fitness* variante no tempo, de modo que as regiões promissoras se deslocam ao longo do espaço de busca, de acordo com a indicação das trajetórias traçadas no *pad*. Sendo assim, os indivíduos da população tendem a migrar para estas novas áreas promissoras, modificando a seqüência sonora.

5.3.8 OS CONTROLES DA INTERFACE SONORA

A interface foi projetada para que o usuário possa modificar a seqüência sonora sendo gerada, seja através do *pad* ou de cursores associados aos controles melódico, biológico, rítmico e oitava. A seqüência sonora resultante vai responder ao novo propósito indicado pelo usuário, e a velocidade de resposta vai depender da duração dos ciclos genéticos e do número de indivíduos da população original. Abaixo, a interface do VOX POPULI é apresentada na figura 5.25. A seguir, são descritos os controles da interface.

a) Controle Melódico

Este é provavelmente o mais importante dos controles da interface (*mel*, primeiro à esquerda), que permite variar o centro tonal (na figura 5.25, a nota 6 da tabela MIDI),

interferindo diretamente na melodia. O *fitness* melódico de cada acorde da população é obtido pela soma das consonâncias de cada nota que compõe o acorde em relação ao centro tonal.

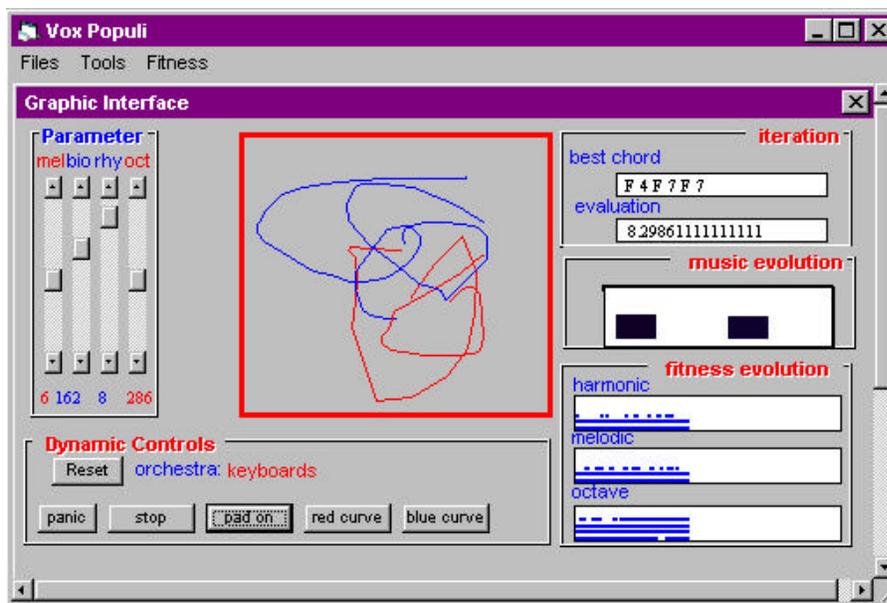


Figura 5.25 – A interface gráfica

b) Controle Biológico

O controle biológico (*bio*) permite a interferência na duração do ciclo genético, modificando o número de gerações, denominado aqui de era, até a seleção de um indivíduo. A cada final de era, há um acorde, o de melhor *fitness*, disponível para ser tocado. No VOX POPULI, há dois processos cooperativos, um produtor e outro consumidor. O controle biológico determina o tempo do processo produtor, ou seja, o que disponibilizará o melhor acorde para ser tocado.

c) Controle Rítmico

Este controle (*rhy*) varia a fatia de tempo para que uma nova nota seja enviada para ser tocada pela placa MIDI, ou seja, o tempo entre duas solicitações envolvendo os processos produtor e consumidor gera diretamente o ritmo da composição. Portanto não há nenhum parâmetro numérico que controla diretamente o pulso métrico do programa. As seqüências rítmicas produzidas pelo VOX POPULI vêm do resultado direto da velocidade de processamento do programa (o ciclo biológico) versus a frequência com a qual um determinado acorde é enviado para a porta MIDI (o ciclo sonoro).

d) Controle de Instrumentos

Na interface gráfica, a mudança de timbre que ocorre durante a performance do VOX POPULI é feita através do controle *orchestra*. Neste caso, há um conjunto de programas MIDI pré-selecionados de uma população de 127 programas possíveis (de acordo com a tabela *general MIDI*). Este conjunto é subdividido em subconjuntos que foram relacionados aos naipes de uma orquestra (os grupos instrumentais de uma orquestra sinfônica). Durante a execução do VOX POPULI, a cada mudança de naipe, um grupo de quatro programas MIDI é sorteado para cada uma das quatro vozes do programa. Nesse controle, a seleção é feita pelo usuário, ou seja, a função de *fitness* dada pelo julgamento humano, como no ArtLab.

e) Controle Oitava

O controle oitava ou registro (*oct*) permite alargar ou diminuir o intervalo de vozes. Os acordes que tiverem notas no intervalo selecionado terão seu *fitness* aumentado. Em sua primeira versão, acordes com notas no intervalo de vozes humanas e com um componente de cada tipo (baixo, tenor, contralto, soprano) eram privilegiados. Posteriormente, essa restrição foi relaxada permitindo a seleção de qualquer região contínua do conjunto de notas disponíveis no protocolo MIDI.

f) Um retrato do processo evolutivo

Três outras regiões na interface permitem ao usuário acompanhar os resultados da evolução dos indivíduos que compõem a população a cada geração. Acima, à direita, são apresentadas as notas e o *fitness* de cada acorde que está sendo tocado. Ao meio, um gráfico de barras mostra as quatro vozes (baixo, tenor, contralto, soprano) e seus valores. Abaixo, são apresentados os *fitness* parciais (melódico, harmônico, oitava) do acorde que está sendo tocado.

g) Pad Interativo

O botão “*pad on*” habilita e desabilita o *pad* interativo. Quando habilitado, o usuário pode desenhar curvas no espaço de fase, associando a elas os controles melódico e oitava, na curva vermelha, e biológico e rítmico, na curva azul. Essa facilidade permite ao usuário desenhar e orientar a curva para determinar a evolução da seqüência sonora. Nas versões até o momento, apenas os parâmetros mencionados (mel, bio, rhy, oct) foram usados

associados às curvas, mas possíveis desdobramentos do sistema podem incluir outros parâmetros.

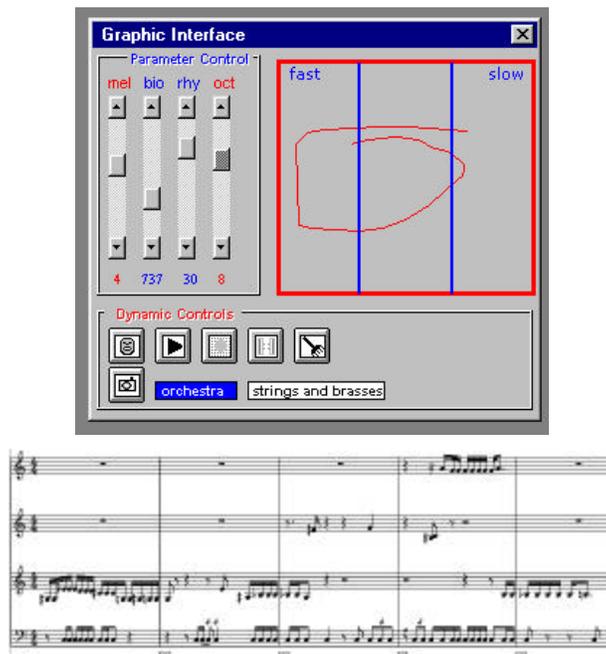


Figura 5.26a – Uma curva simples e a saída sonora produzida pelo VOX POPULI

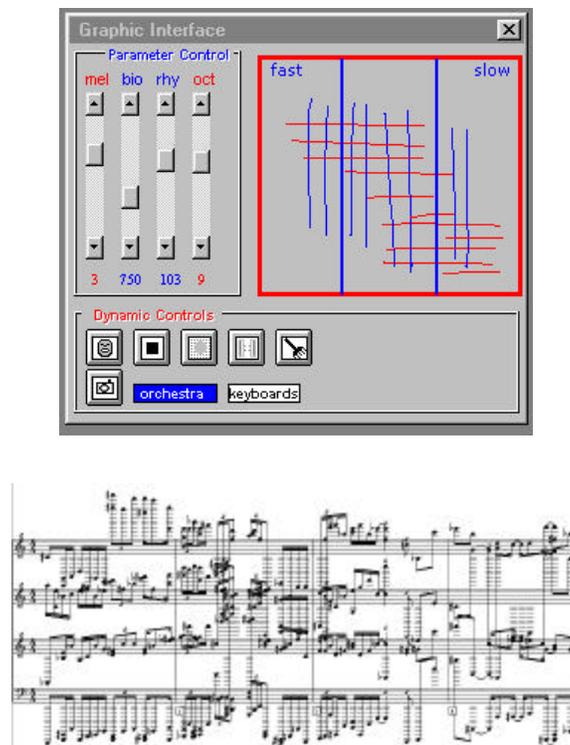


Figura 5.26b – Uma curva mais complexa e a saída sonora correspondente

De todos os controles do VOX POPULI, este é o que mais o diferencia de outros ambientes computacionais de composição. O *pad* pode ser considerado como mais uma possibilidade para a avaliação da seqüência sonora. Um músico não precisa “ouvir” uma seqüência sonora para imaginar como ela soa, ele é capaz de ouvi-la “mentalmente” apenas lendo uma partitura. Mesmo um intérprete cria esquemas mentais para memorizar uma música para uma performance. Analogamente, VOX POPULI permite que desenhos sejam associados a seqüências sonoras, permitindo ao mentor, ou usuário-compositor, usá-las como mais uma facilidade de avaliação.

Todavia, o processo não é trivial, o usuário precisa estar familiarizado com o ambiente, o que pode ser obtido através de treinamento. Nos anos de 2002 e 2003, o programa VOX POPULI foi usado na disciplina de MS306 – Estudos Avançados em Música e Tecnologia, ministrada no curso de pós-graduação em Música, sendo que os alunos foram incentivados a desenvolver um solfejo musical relacionado aos grafismos da *pad*. Como resultados, uma série de composições foi criada durante o curso, e apresentadas em concertos. A figura 5.26 apresenta o desenho de algumas curvas que podem ser interpretadas como trajetórias que permitem ao compositor mudar a evolução da composição através do mouse. A trajetória na figura 5.26b resulta em uma seqüência sonora mais complexa que a trajetória na figura 5.26a.

Num outro nível, uma abordagem evolutiva pode ser usada para sintetizar estruturas sonoras. Ainda, curvas de fitness como acima podem ser geradas e evoluídas, produzindo assim um fenômeno de coevolução, em que tanto os indivíduos quanto o critério empregado para avaliá-los estão sujeitos à evolução (HILLIS, 1991; DELGADO, 2002).

5.4 A CRÍTICA AUTOMATIZADA

No contexto de Algoritmos Genéticos Iterativos (AGI), visando remover, ou pelo menos transformar, a necessidade de interação humana, BALUJA *et al.* (1994), trabalhando no domínio visual, treinaram uma rede neural artificial para substituir o crítico humano em uma evolução de uma imagem interativa, sendo que os mecanismos de produção da imagem seguem a proposta de SIMS (1993). GIBSON & BYRNE (1991) sugeriram uma abordagem similar para fragmentos sonoros bem curtos. A rede “observa” as escolhas feitas

por um crítico humano ao selecionar imagens bidimensionais de uma geração para reproduzir na próxima geração, e no decorrer do tempo aprende a fazer o mesmo tipo de avaliações estéticas que as feitas pelo mentor humano. Quando a rede treinada é colocada no laço evolutivo, no lugar do crítico humano, imagens interessantes podem ser evoluídas automaticamente. Com críticos aprendendo dessa maneira, seja aplicado a imagens ou seqüências sonoras, menos estrutura ainda será necessária junto aos criadores artificiais, porque eles podem obtê-la através da rede treinada que, por sua vez, aprendeu suas preferências a partir de um conjunto selecionado de amostras comportamentais do usuário.

Uma vantagem de um sistema assim é que novas restrições críticas podem ser adicionadas simplesmente treinando uma rede neural artificial com exemplos adicionais de seqüências sonoras, ao invés de construir novas regras. O problema é que é difícil assegurar que a rede está aprendendo o critério que se gostaria de ensinar. Mas não é impossível, conforme SPECTOR & ALPERN (1995), trabalhando no domínio sonoro, mostraram. Neste caso, eles expandiram um sistema anterior baseado em regras, esperando que uma rede neural artificial treinada para fazer avaliações estéticas fosse capaz de avaliar a saída sonora de *compositores em evolução* num nível estrutural mais profundo que seus sistemas anteriores poderiam. Ficou claro para eles que a rede tivera um conjunto de treinamento muito restrito para aprender a respeito de muitas possibilidades (TODD & WERNER, 1999).

Aqui, um experimento similar com redes neurais para reconhecimento de um estilo musical foi realizado, visando usá-la como função de *fitness*. Inicialmente, arquivos MIDI foram selecionados, de composições musicais de mesmo estilo, em que se julgou haver alguma coerência musical. Tais arquivos foram processados para extrair as informações para o treinamento da rede neural: as *notas*, a *velocidade* e a *duração* de cada nota. Na verdade, essas informações são compatíveis com as saídas sonoras do VOX POPULI para a placa MIDI. Os resultados do treinamento foram intervalos de ocorrências para as características usadas no treinamento, as notas, a velocidade e a duração de cada nota. Um outro arquivo, de um outro estilo, foi usado para avaliar a rede. As ocorrências caíram fora dos intervalos encontrados, o que foi auspicioso, já que a seqüência sonora não era de mesmo estilo. Mas não é elementar obter um conjunto de ensaios de qualidade, ou seja, capaz de refletir completamente algum estilo. Também não é elementar definir o que vai ser tomado como informação de entrada para a rede neural (VON ZUBEN, 2003). Vai ser

tomada como entrada para a rede neural uma execução completa, de modo que a rede neural apenas mapeie esta execução num índice de desempenho? Se for assim, qual deveria ser a extensão fixa desta execução? Ainda, a partir de uma mesma condição inicial, vai ser medida a correlação entre uma seqüência proposta por uma rede neural recorrente e uma seqüência a ser avaliada? Se for assim, como treinar a rede neural para que esta seja capaz de propor uma seqüência sonora de alta qualidade, a ser utilizada como referência? Há um outro problema também em se construir críticos: uma vez que a população tenha evoluído para satisfazer o crítico, ela tipicamente convergirá para aquela solução, minimizando variações e novidades. Isto não é problema com críticos humanos, porque seu critério de seleção pode mudar no decorrer do tempo para buscar novos aspectos e abandonar a estagnação.

A coevolução pode ajudar a resolver alguns problemas. As duas metades do ciclo criativo, “criador” e crítico, podem evoluir juntas, modelando e tendo o seu comportamento modelado (DELGADO, 2003). HILLIS (1991) evoluiu rotinas simples para sortear listas de números, mas descobriu que com um conjunto fixo de teste, envolvendo seqüências numéricas a serem ordenadas, os programas evoluídos não generalizariam todas as possíveis seqüências. Eles usavam atalhos para ordenar somente os casos de teste. Quando Hillis fez os casos de teste coevolúrem, atribuindo a cada seqüência um *fitness* maior quando ela “driblava” uma rotina ordenadora, os ordenadores eram continuamente desafiados e prosseguiram com o comportamento ordenador geral desejado. Da mesma forma, no domínio sonoro, alguns autores (WERNER & TODD, 1997; CLIFF & MILLER, 1995) coevoluem críticos e “criadores”, isto é, sistemas de regras, de forma a continuamente desafiá-los com novos critérios de *fitness* e preveni-los da estagnação (TODD & WERNER, 1999).

6

AGI: O DOMÍNIO, O CRIADOR, O JÚRI

Num Algoritmo Genético Interativo (AGI), o julgamento humano é usado como função de *fitness*, através de uma interface homem/máquina. Este ciclo tipicamente começa com a apresentação dos indivíduos da população corrente para o mentor humano avaliá-los. No domínio visual, em geral, todos os indivíduos são apresentados de uma vez, de forma que a população inteira possa ser comparada. O modelo contém: o domínio – nos casos estudados, visual ou sonoro; o criador – o processo evolutivo; e o júri – o mentor. O mentor pode, então, determinar o *fitness* de cada indivíduo em relação a todos os outros indivíduos já avaliados.

Um critério de *fitness* bem formalizado dá origem a uma superfície de *fitness*. A questão é que esta superfície de *fitness* pode existir apenas na mente do usuário (mentor) e este pode não ter totalmente definida esta superfície em todas as regiões, ou seja, o mentor pode não ser capaz de atribuir com segurança um valor de *fitness* a alguns indivíduos da população. Sendo assim, a forma que se sugere para se estimar o máximo desta superfície é amostrá-la através da interface com o usuário. No entanto, normalmente não se solicita do

usuário a indicação do grau de confiança que ele tem na avaliação realizada e nem mesmo quais modificações pontuais poderiam levar a um aumento da qualidade daquele indivíduo.

6.1 MÉTODOS GENÉRICOS E A FORÇA BRUTA DO COMPUTADOR

A ausência de uma descrição formal da superfície de *fitness* e a violação de algumas restrições importantes impedem a aplicação de metodologias dedicadas de solução, ou *métodos dedicados*. Métodos dedicados são resolvidores de problemas que requerem conhecimento estrutural e de alta qualidade sobre o problema a ser resolvido. Por exemplo, os melhores algoritmos de otimização disponíveis na matemática aplicada requerem continuidade, convexidade, e disponibilidade de informação de primeira e segunda ordem, em cada ponto do espaço de busca (LUENBERGER, 1984). A solução ótima local (ou global, se o problema for convexo) não pode ser obtida se alguma das condições prévias não for válida. Assim, apesar de serem eficientes resolvidores de problema, os métodos dedicados têm um campo de aplicação extremamente restrito, e os problemas mais desafiadores não podem ser resolvidos por este caminho.

As alternativas são resolvidores de problemas menos eficientes e pouco específicos, os chamados *métodos genéricos*. Estes métodos buscam pela solução baseados numa quantidade mínima de informações e restrições a respeito do problema a ser resolvido. Por exemplo, alguns algoritmos não requerem mais do que informações de ordem 0 (zero). Assim, o campo de aplicação de cada método genérico é muito mais abrangente.

No entanto, o desempenho pode ser completamente insatisfatório, porque a falta de maior especificação associada às soluções plausíveis pode fazer com que o espaço de candidatos à solução seja proibitivamente amplo, e a ausência de informação de alta ordem pode impedir a busca efetiva. Por outro lado, na ausência de informação de ordem superior, e desde que a informação de ordem 0 seja empregada de forma eficaz, os métodos genéricos representam uma opção, e talvez a única opção.

Trata-se da mesma linha de argumentação empregada no início do Capítulo 3, quando se discutiu sobre algoritmos exatos e aproximados. Se os métodos dedicados não se aplicam, a existência de uma quantidade significativa de recursos computacionais pode viabilizar a aplicabilidade de métodos genéricos, dentre os quais se encontram os algoritmos evolutivos.

Os métodos genéricos normalmente não são valorizados no contexto da ciência da computação e da teoria de otimização, pois essencialmente eles exploram a força bruta da máquina. Embora a força bruta não requeira nenhum suporte teórico muito elaborado para ser posta em prática, ela está longe de ser desprezível e sua eficácia pode ser surpreendente.

Em um ambiente social, parece razoável admitir que a força bruta seja sempre questionável, pois nunca se sabe se ainda é possível recorrer a soluções mais refinadas. Mas no mundo da computação, há condições de se obter evidências teóricas acerca da infactibilidade de métodos dedicados. Sendo assim, entre aplicar a força bruta e desistir de abordar o problema, parece razoável optar pela primeira opção.

6.2 ARBITRARIEDADE EM AGI'S

Esse dilema entre métodos dedicados e métodos genéricos pode se tornar ainda mais intrincado quando o julgamento humano contribui em um ou mais passos. Em termos gerais, há um compromisso entre o poder do resolvidor de problemas e a qualidade requerida da informação disponível.

As aplicações evolutivas no domínio da estética são freqüentemente dificultadas pela falta de um procedimento para determinar o *fitness*. Nestes domínios, a função de *fitness* tipicamente reflete um julgamento estético determinando quais indivíduos em uma população são melhores ou piores, baseado em um critério subjetivo e, como tal, de difícil representação matemática.

No entanto, quando o julgamento humano substitui um critério formal de *fitness*, ainda assim se tem uma superfície de *fitness*, mas esta superfície não pode ser expressa em termos matemáticos, a menos que seja possível produzir um modelo preciso do julgamento humano.

Por outro lado, técnicas de computação evolutiva permanecem como métodos genéricos poderosos para implementar o que é chamado de otimização iterativa e interativa. Particularmente, elas realizam uma busca paralela interativa (o critério de *fitness* definido pelo julgamento humano) por uma melhor solução em um espaço de candidatos (o espaço de busca), buscando regiões promissoras (caracterizadas pela presença de candidatos com mais alto *fitness*) do espaço de busca e agindo no sentido de prover, em média, melhores

soluções a cada iteração, mesmo na presença de uma superfície de *fitness* variante no tempo.

ArTEbitrariade refere-se, portanto, à iniciativa de se incrementar o julgamento estético através de técnicas de computação evolutiva e outras técnicas populacionais para busca exploratória, e é interpretada como um processo de otimização iterativo e interativo (MORONI *et al.*, 2002a). O objetivo último da arTEbitrariade é evitar que seja deixado ao artista aquilo que (já) pode ser automatizado e evitar que seja deixado à máquina aquilo que (ainda) não pode ser automatizado. Encontrar o equilíbrio necessário nesta interação homem-máquina não é uma tarefa elementar. As contribuições desta tese se concentram justamente na busca deste equilíbrio, envolvendo algoritmos genéticos interativos nos domínios visual e sonoro.

6.3 ASPECTOS ADICIONAIS DA BUSCA INTERATIVA NO DOMÍNIO

VISUAL

Um algoritmo genético que, de alguma forma, recorre à participação do usuário na determinação do *fitness* é chamado um algoritmo genético interativo (AGI), em referência à existência de uma interface para entrada e saída de dados. Esta interface tipicamente promove a apresentação dos indivíduos que compõem a população corrente para que o mentor humano possa julgá-los. Como o *fitness* normalmente representa uma medida da qualidade relativa de um indivíduo frente aos demais da mesma população, a apresentação simultânea de todos os indivíduos é recomendada, por permitir uma comparação mais efetiva.

Seja, por exemplo, o famoso quadro de MALEVICH (1913), O Quadrado, apresentado na figura 6.1. Kasimir Malevich foi o artista que mais encarnou um novo segmento da arte moderna, o Suprematismo (SILVA, 2003). A geometria de Malevich tinha como ponto de partida a linha reta, forma elementar suprema que simbolizava a ascendência do homem sobre as não-linearidades da natureza. O quadrado, que nunca se encontra na natureza, era o elemento suprematista básico: o fecundador de todas as outras formas suprematistas.

Aparentemente, não é difícil imaginar um sistema computacional como o ArtLab, desenhando linhas e quadrados, ou uma aproximação quanto a cores, forma e proporções de “O Quadrado”, de Malevich. Assim, suponhamos que Malevich, tendo tomado contato com

o ArtLab, decidiu gerar um quadrado preto sobre um fundo branco. Boas chances ele teria de obter um resultado como o apresentado na figura 6.2, após ter selecionado os valores (*Square, White, 1, Black, Solid*) para os controles (*Format, Back_Color, Object_Number, Object_Color, Object_Style*), seguido da opção *New Box*.

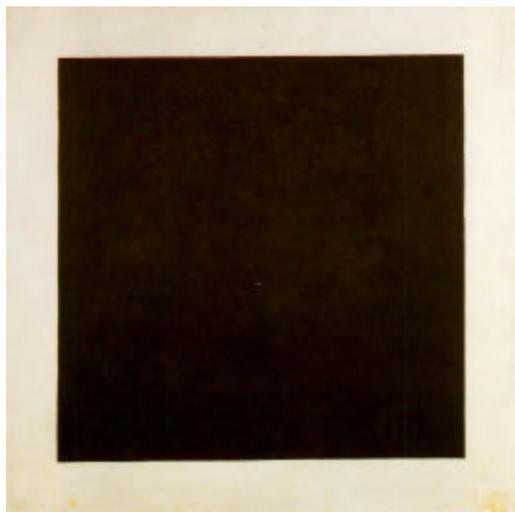


Figura 6.1 – O Elemento Suprematista Básico: O Quadrado (MALEVICH, 1913)

O ArtLab tem opções para desenhar *retângulos*, e o quadrado é um caso particular do retângulo, com os lados iguais. Após cerca de 50 interações, ele poderá estar apresentando na tela do computador os resultados mostrados na figura 6.3.

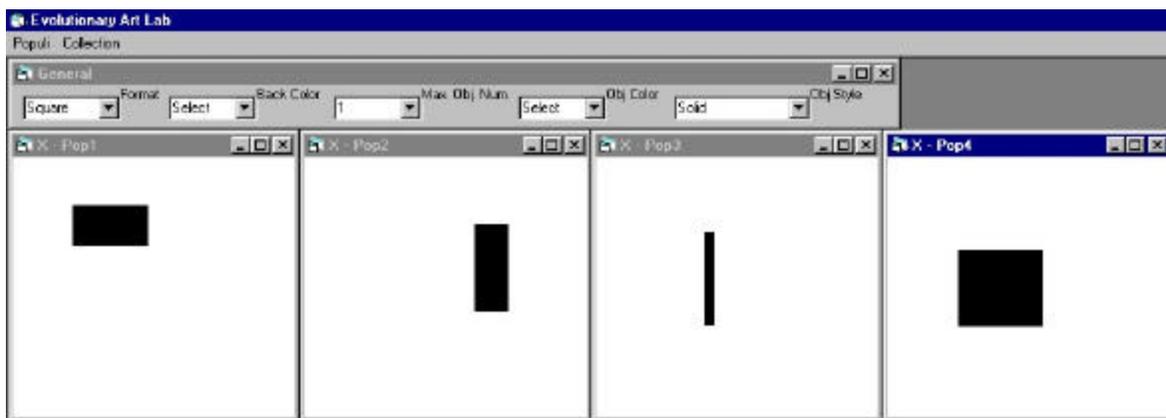


Figura 6.2 – Figuras resultantes da ativação da opção *New Box* no ambiente ArtLab, com os parâmetros (*Format, Back_Color, Object_Number, Object_Color, Object_Style*) inicializados com os valores (*Square, White, 1, Black, Solid*)

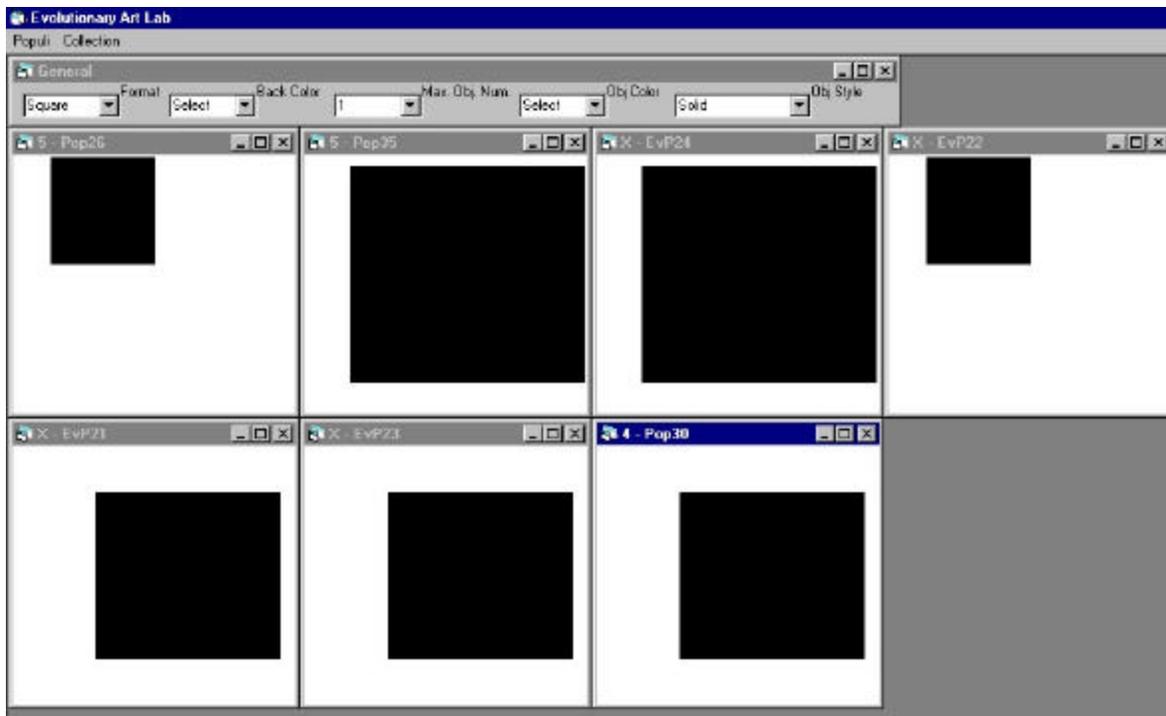


Figura 6.3 – Resultados obtidos após cerca de 50 interações no ambiente ArtLab

6.3.1 SOLUÇÃO AUTOMÁTICA VIA ALGORITMOS GENÉTICOS

Uma descrição aproximada para uma composição tal como “O Quadrado” de Malevich poderia ser: um quadro de formato quadrado, de fundo branco, com um quadrado negro de cerca de 80% do tamanho do quadro disposto no centro, que podemos chamar de “composição Malevich”. Ora, o sistema gerativo do ArtLab permite a seleção de um formato quadrado, um fundo branco, uma população de um objeto de cor negra, sólida, do tipo *box* (caixa preenchida). O conjunto de possibilidades que resulta dessa escolha de parâmetros contém todos os retângulos pretos, sólidos, sobre quadros brancos de formato quadrado, e esse conjunto certamente contém a “composição Malevich”. Mas o sistema falhou nas cinquenta primeiras tentativas, apesar de ter se aproximado bastante do objetivo. Quantas interações seriam necessárias para se alcançar a “composição Malevich” apenas atribuindo-se notas às propostas apresentadas na tela do computador?

Neste caso específico, a interação poderia se dar de uma forma mais intensa, pois se tem uma noção precisa do que se quer ver manifestado, ou seja, do que deve ser imposto como modificação junto às figuras fornecidas para que elas se aproximem da “composição Malevich”.

Após estas constatações, torna-se necessário avaliar o significado efetivo de uma sessão interativa no ambiente ArtLab. Viu-se, no capítulo 3, que Computação Evolutiva é uma ferramenta computacional projetada de modo a apresentar bons desempenhos em tarefas de busca em espaços contendo um número enorme de candidatos. Viu-se também, na seção 5.1.1, uma estimativa da cardinalidade do espaço de possibilidades do método Line, por volta de 10^{48} . Este método é também usado para objetos do tipo box. Assim, ao selecionar os valores (*Square, White, 1, Black, Solid*) para os controles (*Format, Back_Color, Object_Number, Object_Color, Object_Style*), o usuário está reduzindo o espaço onde será efetuada a busca. Usando o mesmo raciocínio, uma estimativa grosseira da cardinalidade do conjunto de “caixas pretas” seria da ordem de 10^{36} , o que não é um número pequeno. Ao atribuir notas aos quadros apresentados, o usuário está dando pistas ao sistema sobre o quão próximo ele está da região desejada no espaço. Assim considerando, talvez cinquenta interações não seja um número tão grande para percorrer um espaço tão amplo e usando como guia apenas notas atribuídas aos candidatos já apresentados, ou seja, informação de ordem 0. Não está sendo fornecida ao computador, por exemplo, em que direção ele deveria prosseguir na busca, a partir de um determinado ponto do espaço, para melhorar a qualidade dos candidatos a serem propostos, o que representa uma informação de ordem 1.

O ambiente ArtLab, genérico, não privilegia especificamente a evolução de uma composição tal como a “composição Malevich”. A taxa de mutação no ArtLab é definida pelo usuário e, uma vez aplicada, há 13 parâmetros que podem ser modificados (tipo do objeto, cor da borda, cor do preenchimento, estilo, coordenadas x_1, y_1, x_2, y_2 , etc.).

Desde que a “composição Malevich” foi descrita acima como um quadro de formato quadrado, de fundo branco, com um quadrado negro de cerca de 80% do tamanho do quadro disposto no centro, é possível enfocar mais o processo de busca. Para tanto, a função de mutação foi alterada para atuar especificamente na modificação do valor das coordenadas x_1, y_1, x_2, y_2 e, para avaliar automaticamente os indivíduos, a função de *fitness* foi programada considerando três aspectos: a distância do centro do retângulo ao centro do quadro, a forma do retângulo e a área do retângulo em relação ao quadro.

Foi dada igual importância a cada um dos três termos na composição do *fitness*, e o valor máximo do *fitness* é 9,9, de acordo com as expressões matemáticas adotadas.

Tomando apenas 4 indivíduos na população a cada geração, foi obtido um resultado com *fitness* de 9,74 em 18 iterações. Mas, para atingir o *fitness* máximo foram necessárias 1789 iterações. Numa segunda execução, menos de 1000 iterações e em outra simulação mais de 6000 iterações. Nos resultados mostrados na figura 6.4, o *fitness* 9,9 foi atingido em 175 iterações.

Apesar da função de *fitness* considerar a centralização da figura na avaliação, ou seja, haver uma pressão seletiva quanto à centralização da figura, não há no cromossomo de cada composição nenhuma informação quanto à centralização, ou simetria. Ou seja, o resultado acaba sendo atingido, sem que o objeto contenha em si o código genético específico, a ser transmitido aos seus descendentes. A aferição para a seleção foi feita sobre o fenótipo e o resultado emergiu, se aproximando do objetivo, devido simplesmente à pressão seletiva, indicando assim uma atuação indireta sobre o genótipo.

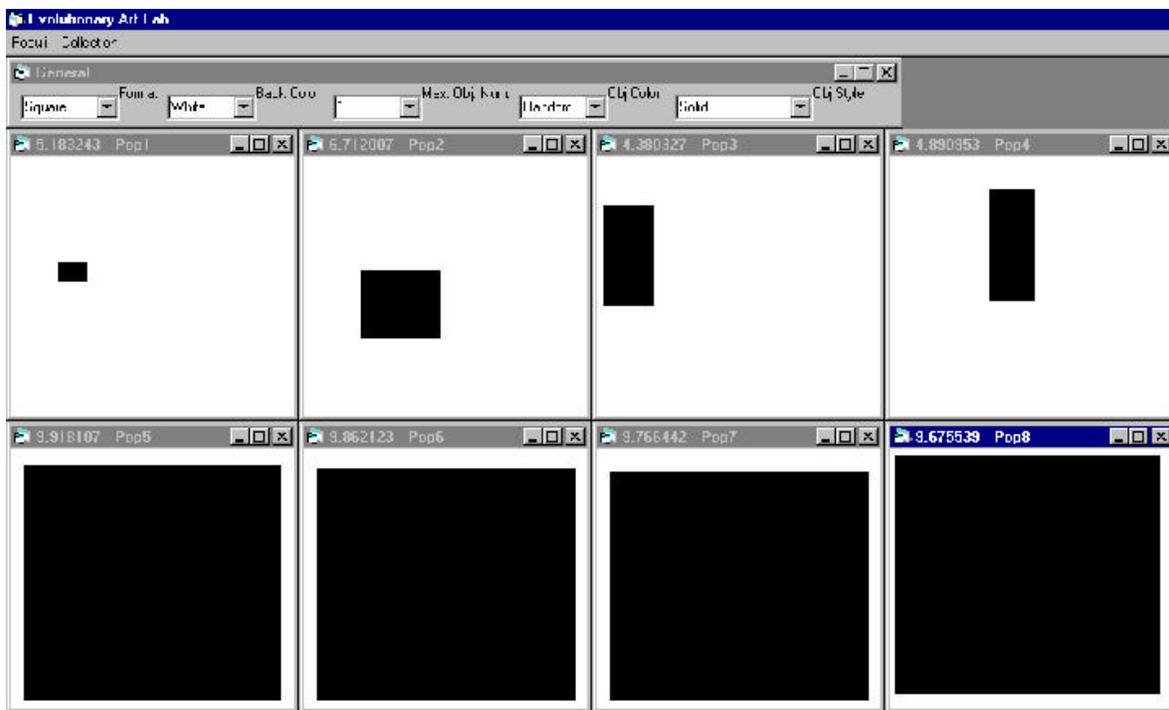


Figura 6.4 – Resultado da simulação, após 175 iterações. Acima a população inicial, de quatro quadros. Abaixo a população final. O quadro à esquerda, abaixo, obteve um fitness de 9,9.

Pode-se dizer, usando o jargão de Margaret Boden, que o sistema gerativo do ArtLab não contempla a “composição Malevich” completamente. O sistema gerativo

contempla a geração de retângulos pretos sobre fundo branco, mas os quatro lados de mesmo comprimento e a disposição central são um caso particular. De acordo com a autora, uma idéia meramente nova é aquela que pode ser descrita e/ou produzida pelo mesmo conjunto de regras gerativas como são outras idéias familiares. Uma idéia original ou criativa é uma que não pode. Nesse contexto, talvez a “composição Malevich”, ao surgir e ser reconhecida, seja um exemplo de criatividade-H. De fato, é um caso particular dos retângulos negros sobre fundo branco, ou seja, da criatividade-P, o caso mais genérico (seção 2.2). Nesse caso, foi a pressão seletiva a responsável pelo surgimento de uma “nova idéia”.

Alguns talvez sintam alguma resistência em tratar um quadrado preto como um caso de criatividade-H, mas cabe aqui lembrar que a composição “O Quadrado”, de Malevich, quando apresentada ao mundo, foi julgada por um campo de especialistas que reconheceram e validaram a inovação.

Pode-se verificar a conclusão da seção 2.5: o computador pode fazer coisas que não lhe foram ordenadas diretamente e também podem falhar na realização de tarefas que acreditava-se terem sido especificadas em instruções.

6.3.2 SOLUÇÃO AUTOMÁTICA VIA ALGORITMOS MEMÉTICOS

Mas, uma vez identificado o que pode ser feito para aumentar o *fitness* de um dado indivíduo da população, o problema pode ser resolvido de forma extremamente elementar. Ao invés de aumentar o diálogo com o computador na função de *fitness*, introduz-se novos operadores de busca local. No caso acima, possíveis operadores de transformação poderiam ser, por exemplo:

- Simétrico: transforma um retângulo/elipse num quadrado/círculo regular;
- Centraliza: os objetos da figura são centralizados;
- Aumenta/Diminui: os objetos são aumentados/reduzidos.

É importante notar que, no caso acima, o operador atuaria no nível do genótipo. Esta solução híbrida caracteriza um algoritmo memético. Há ganho de ambas as partes: do usuário, reconhecendo uma oportunidade e realizando uma busca local numa região que foi alcançada por uma busca populacional; e do sistema, adquirindo robustez.

6.3.3 EXPLORAÇÃO OU TRANSFORMAÇÃO?

É interessante notar, na figura 6.5, os resultados obtidos a partir da evolução dos quadros acima, à esquerda. O quadro Pop23, à esquerda foi gerado através da opção New/Circle. O quadro Pop7, a seguir, mais antigo, foi gerado a partir da opção New/Fun. Os quadros EvP3 e EvP1 abaixo, à esquerda, resultados da evolução dos quadros Pop23 e Pop7, apresentam “circunferências gordas” em suas composições. Tal tipo de objeto não é possível de ser gerado através de nenhuma das opções do ArtLab, ou seja, é um objeto “estranho” aos inicialmente existentes no espaço conceitual do ArtLab, que *emergiu* da combinação dos atributos. Como classificar isso, como uma exploração ou como uma transformação? Como dito com referência à figura 5.5 (seção 5.1.2), depende do espaço conceitual considerado.

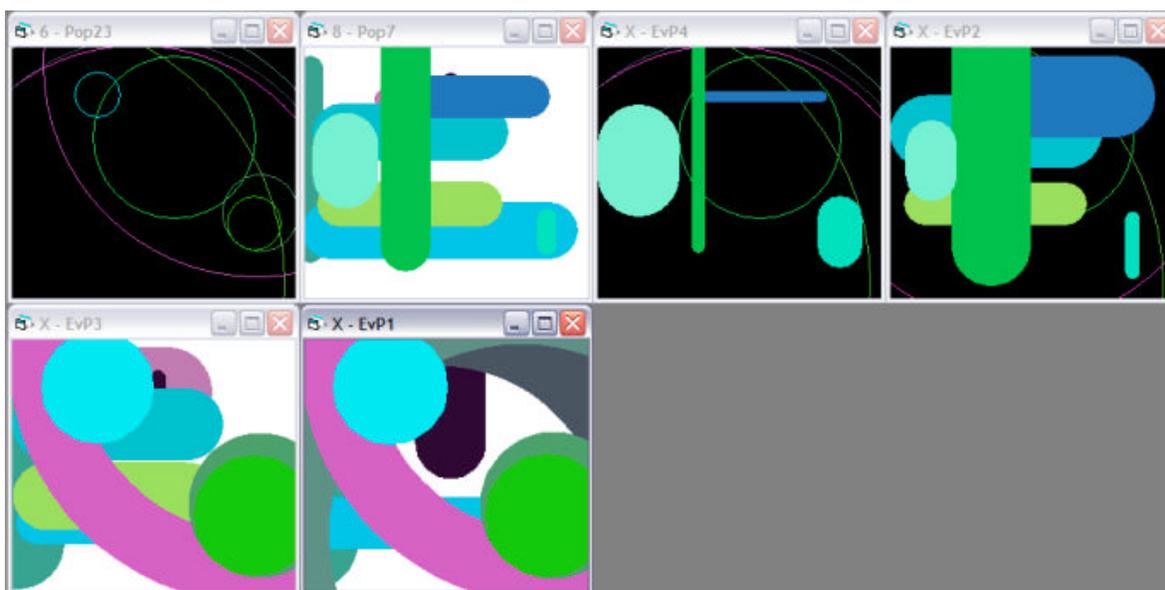


Figura 6.5 – Objetos estranhos às possibilidades do ArtLab surgiram durante experimento

Ainda, os quadros da figura 6.5, gerados experimentalmente por uma profissional da área de editoração interagindo com o ArtLab, apresentam propriedades estéticas interessantes, tais como os círculos azul e verde com simetria em sua colocação, “ligados” pelo arco rosa, que conduz o olhar do observador de um para outro. É desse tipo de recurso que os artistas geralmente tiram partido, e nada foi programado no ArtLab para que isso acontecesse. Mas, com a devida recompensa – um valor elevado para o *fitness* – tais atributos podem ser mantidos e propagados pelas próximas gerações.

6.4 A BUSCA INTERATIVA NO DOMÍNIO SONORO

Diferente do domínio visual, no domínio sonoro não é possível realizar a apresentação simultânea dos indivíduos que compõem a população a ser evoluída, de modo que o usuário possa atribuir uma medida de *fitness* a cada uma das seqüências sonoras, por comparação. Recursos utilizados no domínio visual, como redução das dimensões da imagem e apresentação simultânea sem sobreposição, não podem ser implementados no domínio sonoro. As seqüências sonoras (cada uma representando um indivíduo da população) não podem ser apresentadas de forma comprimida, sem distorcê-las. A analogia sonora para uma imagem reduzida seria uma amostra sonora acelerada. Mesmo se o tom correto for preservado, o tempo musical seria alterado. Um outro problema é que múltiplas amostras sonoras não podem ser apresentadas simultaneamente sem obscurecer a identidade de cada indivíduo. O olho pode focar em uma imagem de cada vez, por haver ausência de sobreposição entre elas, mas o ouvido não pode isolar uma linha melódica de uma seqüência sonora complexa quando múltiplas seqüências estão sendo executadas simultaneamente.

Muito da pesquisa na área de sistemas evolutivos aplicados à composição sonora focam na determinação de um conjunto de regras, ou restrições, que direcionem a geração das seqüências sonoras, regras que ou são explicitamente codificadas, ou são aprendidas pelo sistema através de sua interação com o usuário. HOROWITZ (1994) desenvolveu um sistema em que, dado um conjunto de restrições a partir das quais um grande número de ritmos pode ser gerado, o sistema usa um algoritmo genético interativo para aprender o critério empregado pelo mentor na distinção dos ritmos. John Biles apresenta no GenJam (BILES, 2002) um algoritmo genético baseado no modelo de um estudante aprendendo a improvisar solos de jazz conduzido por um mentor humano. DEL RIEGO *et al.* (2002) descrevem um modelo de composição sonora que cria padrões rítmicos através de um sistema baseado em algoritmos genéticos, com a interação de vários músicos.

VOX POPULI usa uma abordagem diferente. O sistema usa uma função de *fitness* baseada na composição de três sub-funções: o *fitness* melódico, o *fitness* harmônico e o *fitness* octave. Baseado na ordem da consonância das seqüências sonoras, VOX POPULI aproxima uma seqüência de notas a um centro tonal. A interface foi projetada de maneira a suprir recursos ao usuário, alterar a evolução da composição sonora através do mouse, ou

outros periféricos, como o tablete (MORONI *et al.*, 2002b). Os controles da interface são associados a desenhos que, por sua vez, são tratados como condutores do processo de produção sonora. Através de diferentes desenhos, o usuário pode experimentar a composição gerada e modificá-la, criando assim o conceito de trajetórias ou órbitas sonoras. As trajetórias afetam a função de *fitness*. Como isso acontece?

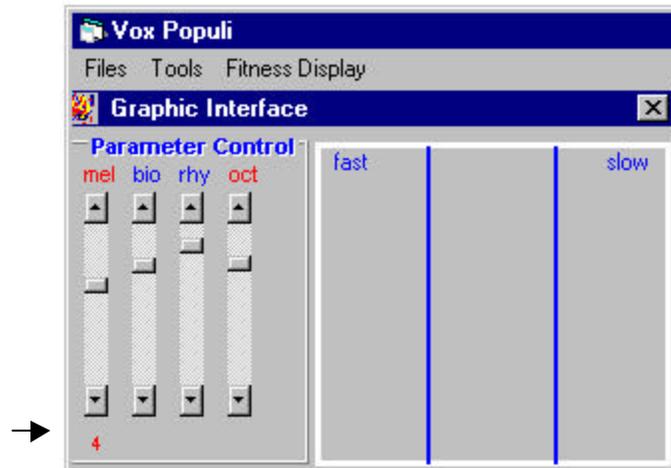


Figura 6.6 – A interface gráfica do VOX POPULI, onde o valor apontado indica que o controle melódico está associado à nota “mi”.

Seja, por exemplo, na figura 6.6 o valor selecionado através do controle melódico, no caso, o valor 4. Isto significa que o centro tonal I_d é a nota associada ao valor 4, no caso a nota “mi”, conforme descrito na seção 5.3.6.

O que significa isso? Significa que o *fitness* melódico dos acordes de quatro notas a serem gerados pelo algoritmo genético será calculado em relação à nota “mi” (seção 5.3.6). Em outras palavras, será calculada a consonância de cada nota (x_1, t) , (x_2, t) , (x_3, t) , (x_4, t) do acorde em relação à nota “mi”, no instante t . Se esse valor permanecer constante no tempo, a seqüência sonora ficará bastante monótona. Mas ao se ativar o *pad*, duas relações temporais são criadas, associando os controles melódico e octave (curva vermelha), e rítmico e biológico (curva azul). A figura 6.7 mostra como, a partir da curva vermelha, são extraídos os valores desejados para as funções de *fitness* melódico e octave. O mesmo acontece na curva azul, de onde são extraídos os valores desejados para as funções de *fitness* biológico e rítmico, que afetam o número de iterações para a evolução dos acordes e

o andamento da composição de seqüências sonoras. As curvas são percorridas no tempo, ponto a ponto, na ordem em que foram traçadas, permitindo que, através de desenhos, o usuário conduza a composição que está sendo gerada. A variação dos controles melódico, harmônico, biológico e de intervalo de vozes implica numa superfície de *fitness* variante no tempo.

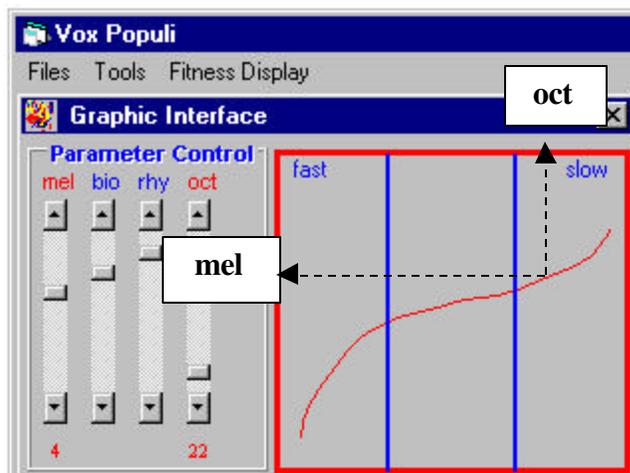


Figura 6.7 – Os valores objetivos do *fitness* melódico e do *fitness* harmônico são extraídos da curva vermelha, que foi desenhada pelo usuário.

No VOX POPULI, a composição resultante varia de sons pontuais a acordes longos, dependendo da duração do ciclo genético e do número de indivíduos na população original. Apesar do fato de o sistema trabalhar com base em eventos sonoros controlados por protocolo MIDI, estruturas sonoras complexas foram obtidas.

6.5 OS LIMITES DA ARTEBITRARIEDADE

Num algoritmo genético interativo, tipicamente ocorre a apresentação dos indivíduos da população corrente para o mentor humano avaliá-los. No domínio visual, onde em geral cada indivíduo é apresentado como uma imagem reduzida, todos os indivíduos são usualmente apresentados de uma vez, freqüentemente em tamanho reduzido, de forma que a população inteira possa ser examinada simultaneamente.

Mas a evolução raramente é definida como sendo rápida. Podem ser necessárias, para atingir uma região promissora, muitas gerações de candidatos potenciais. Com cada um deles demandando tempo para avaliação, o processo pode ser muito demorado e tedioso.

Em poucas palavras, o usuário não deve ser requisitado com a mesma frequência com que a máquina é solicitada. Por exemplo, no domínio sonoro não caracterizado por híbridos como o VOX POPULI, a evolução temporal dos eventos sonoros impede a apresentação paralela, comprimida, dos indivíduos, como no domínio visual. A maioria das aplicações de algoritmos genéticos aplicados à composição sonora encontradas na literatura apresenta a população como uma trajetória evolutiva de seqüências sonoras tais como acordes, motivos e frases representadas como eventos. O resultado conseqüente em composição sonora é que cada membro da população deve ser apresentado individualmente e em tempo real. Isto resulta num gargalo de *fitness* severo, que freqüentemente limita o tamanho da população e o número de gerações que realisticamente podem ser evoluídas num AGI. Estes limites são necessários não somente para reduzir o tempo para rodar um AGI, mas também para ajudar a reduzir a falta de confiabilidade dos mentores humanos, conforme eles tentam selecionar os indivíduos na população, ouvindo somente uma seqüência de cada vez. Ainda, os mentores tendem à fadiga e redução da atenção, e começam a punir indivíduos nas últimas gerações que foram altamente premiados nas gerações anteriores.

O mesmo pode ocorrer no domínio visual. Um período longo de exame de detalhes e cores pode conduzir ao cansaço e a alterações perceptivas, e influir na avaliação dos indivíduos.

6.6 A EXPLORAÇÃO, A COMBINAÇÃO E A TRANSFORMAÇÃO

A maioria dos algoritmos evolutivos apenas explora um espaço pré-determinado, buscando um ponto ótimo dentro dele, mas outros transformam o seu mecanismo gerativo de uma ou outra maneira. No domínio visual, por exemplo, algoritmos evolutivos aplicam uma transformação superficial no espaço conceitual resultando em imagens que, apesar de novas, claramente pertencem à mesma família das que a precederam; ou podem ser tão modificadas que as novas imagens podem não apresentar qualquer semelhança com suas progenitoras, menos ainda com suas antecedentes mais remotas. Alguns autores pregam que a transformação deveria ser sempre criativa, ou mesmo que sistemas de inteligência artificial que podem transformar suas regras são superiores aos que não podem. Significativamente, alguns sistemas de inteligência artificial deliberadamente evitam dar

aos seus programas a capacidade de mudar o código, ou seja, eles impedem transformações fundamentais no espaço conceitual.

Uma razão para abandonar transformações drásticas em modelos de criatividade baseados em inteligência artificial é que o ser humano pode estar mais interessado, pelo menos durante algum tempo, em explorar um dado espaço que em transformá-lo de maneira imprevisível; também ele pode estar se familiarizando com o sistema. Outra razão é a dificuldade da automatização da avaliação.

VOX POPULI proporciona ao usuário a oportunidade de fazer julgamentos subjetivos em todas as mutações e recombinações enquanto transita para a próxima iteração. Do ponto de vista do usuário, o julgamento é internalizado no sistema. Do ponto de vista do sistema, a função de *fitness* é modificada, alterando assim os objetivos da busca no espaço conceitual, conforme o usuário dá rumo à navegação.

Num contexto bem específico, pode-se pensar que a computação evolutiva, como modelo de criatividade, atende à exploração, já que é busca; à combinação, através do crossover e da co-evolução, e à transformação, através da mutação. Alguns podem discordar da aplicação do termo criatividade a um contexto tão específico, mas se levarmos em conta o sucesso que os algoritmos evolutivos já demonstram apresentar ao resolver alguns problemas de elevada complexidade, via progressos de natureza cumulativa, fica evidente que a aplicação continuada destes três processos é eficaz na busca pelo atendimento de objetivos bem definidos, sem que seja necessário dizer para a máquina como realizar esta tarefa.

6.6.1 DIVERGÊNCIA E CONVERGÊNCIA

De acordo com GARDNER (1996), a idéia chave na concepção de criatividade do psicólogo, é o pensamento divergente (seção 2.6). Se a computação evolutiva pode conduzir à implementação de algoritmos de busca eficazes, embora sem garantia de obtenção da solução ótima global (ver capítulo 3), boas chances há de ser adequada para a implementação do “pensamento divergente”. Em quase todos os casos, são criadas novas populações de soluções potenciais para algum problema, geração após geração, através de três processos principais. Primeiro, para garantir que as melhores soluções disseminem seu código pela população, mais cópias das boas soluções que das más soluções são colocadas na próxima geração. A reprodução então é proporcional ao *fitness*, porque as melhores

soluções tipicamente geram mais descendentes. Segundo, para introduzir novas codificações na população, uma mutação a uma baixa taxa opera durante a reprodução, de modo que alguns descendentes terão características alteradas aleatoriamente. Terceiro, para combinar bons componentes entre as soluções, o crossover é freqüentemente empregado, no qual os genes de dois antecedentes são usados para formar descendentes que tenham características de ambos. Com esses três processos ocorrendo, o ciclo evolutivo pode eficientemente explorar muitos pontos no espaço de soluções e em paralelo, e boas soluções podem ser encontradas rapidamente.

Como colocado por DAWKINS (1986), a seleção cumulativa, seja na seleção artificial obtida a partir de uma simulação computacional, seja na natureza, é um procedimento de busca eficiente, e suas conseqüências se assemelham muito à inteligência criativa. É preciso lembrar também que, se o processo de busca pode ser muito rápido, a evolução raramente é descrita como um processo rápido. Pode levar muitas gerações de candidatos potenciais, cada um deles requerendo tempo para avaliação, antes que algo interessante ocorra. Interessante talvez no sentido que Margaret Boden dá a uma idéia criativa, tal que é nova, surpreendente, e de alguma forma valiosa (seção 2.2).

Gardner também colocou que, pelas medidas-padrão, considera-se que as pessoas inteligentes são convergentes – pessoas que, a partir de certos dados ou de um problema difícil, conseguem chegar a muitas associações diferentes, e pelo menos algumas dessas são idiossincráticas e possivelmente únicas. Ora, se a busca como processo é certamente divergente, a função de *fitness* propicia a convergência. Uma função de *fitness* é um tipo de filtro que seleciona os indivíduos que melhor atendem aos objetivos da busca. No VOX POPULI, são os acordes que melhor atenderem aos critérios melódico, harmônico e de intervalo de vozes (critério octave); na “composição Malevich”, são as propostas mais próximas de “O Quadrado”, de Malevich. Assim, as soluções selecionadas pelo critério de *fitness* apresentam algum tipo de associação com regiões promissoras do espaço de busca, e portanto convergem para ótimos locais.

6.6.2 A INTERNALIZAÇÃO DO SISTEMA

Ainda, de acordo com FOGEL (1995), para qualquer organismo, ou sistema, ser inteligente, ele precisa ser capaz de tomar decisões, o que implica em capacidade de julgamento. HOFSTADTER (1985) enfatiza a importância de se ter a representação apropriada dos

conceitos. Viu-se, no capítulo 5, a dificuldade da representação adequada de um conceito tal como a harmonia, no domínio da estética, mas verificou-se que há regras gerais, tais como a consonância musical e a teoria das complementaridades de cores, ambas derivadas de aspectos fisiológicos e que, ainda que nem sempre sejam empregadas, há um consenso entre os artistas de que elas *existem*. Ambas as abordagens são significativas porque, à parte as diferenças de percepção entre as pessoas, não adotam heurísticas: a consonância e a complementaridade de cores são tratadas do ponto de vista físico.

No domínio sonoro, VIDYAMURTHY E CHAKRAPANI (1992) introduzem a aproximação de uma seqüência de notas à sua nota harmonicamente compatível, ou centro tonal, através de um formalismo nebuloso (MANDANI, 1981). O método proposto é colocado como um problema de otimização baseado em fatores fisiológicos relevantes à apreciação de seqüências sonoras, e foi usado no VOX POPULI na avaliação da função de *fitness*. Assim, ainda que numa abordagem conservadora, acordes agradáveis ao ouvido são gerados a cada momento, cabendo ao usuário variar os centros tonais, influenciando o fluxo da composição no tempo, ou na melodia. Mas também isso pode ser fixado através dos desenhos, ou trajetórias. O sistema ainda não propõe trajetórias, apenas segue as trajetórias desenhadas pelo usuário, mas não há nenhuma impossibilidade técnica nesse sentido. Simplesmente, o VOX POPULI foi projetado e é usado como um ambiente exploratório. Mas suponha que ele passe a gerar trajetórias e as submeta, como num AGI, à apreciação e avaliação humana. É viável pensar que, com o tempo, um banco de dados pode ser construído com as melhores trajetórias. Também é viável pensar que as trajetórias possam ser concatenadas, e a composição resultante, possa ser submetida à apreciação humana. Também é viável pensar que, com o tempo, um banco de dados possa ser construído com as melhores concatenações, ou as que foram melhor avaliadas pelos usuários. Na verdade, é o tempo o principal gargalo de todos os sistemas evolutivos.

Mas, aparentemente, um AGI aplicado a algum domínio específico, associado a um banco de dados, presta-se bastante bem à internalização do sistema, como proposto por CSIKSZENTMIHALYI (1996) (ver Seção 2.1.2). Lá, são colocados como elementos necessários a um indivíduo que queira fazer uma contribuição criativa:

- um banco de dados;
- a capacidade de catalisar idéias; e

- a habilidade de se livrar das idéias ruins.

Supondo-se portanto um AGI com a capacidade de armazenar as melhores soluções encontradas num banco de dados, ao lhe ser solicitada novamente uma solução, ele recorrerá ao banco de dados para apresentá-la e ao processo evolutivo para modificá-la e evoluí-la. Desta maneira, o AGI estaria promovendo uma “catalisação de idéias”. Quanto às idéias ruins, ele estaria se livrando delas aos poucos, pois o AGI conserva apenas, ou principalmente, as melhores soluções. As piores são gradativamente eliminadas ao longo do processo da evolução.

7

CONCLUSÃO

7.1 REDES, NÓS E CONEXÕES

A criatividade e a sua possível realização computacional, resultando na produção de material com algum valor estético, particularmente no domínio visual e sonoro, foram o alvo de estudo desta tese. Embora esta afirmação represente uma interpretação demasiadamente genérica do trabalho realizado, ela serve ao propósito de conduzir à constatação de que exatamente este tema foi e é alvo de estudo de muitos outros grupos de pesquisa e de produção artística ao redor do mundo. Ser mais um dentre um elenco amplo de proponentes dos benefícios da interação homem-máquina, no contexto da produção artística, requer certamente uma definição clara da identidade do trabalho, capaz de permitir o estabelecimento de contrastes e correlações com as demais iniciativas de mesma temática.

E ao buscar caracterizar a identidade desta tese, se acaba convergindo justamente para as contribuições da mesma. Mas o caminho é um pouco longo. As contribuições não são pontuais. Fazendo uma analogia entre esta tese e nós interconectados em rede, as contribuições não estão nos nós. Elas estão nas conexões da rede. Quanto aos nós, um mérito desta tese foi identificar aqueles que mais contribuem para retratar a rede. Mas é nas

conexões que se desenvolve todo o discurso, incluindo proposição de novas conexões e atribuição de novas funcionalidades a conexões previamente existentes.

São nós da rede:

- aplicação de algoritmos aproximados em contextos em que algoritmos exatos não existem ou não são factíveis, principalmente devido à complexidade computacional do problema;
- aplicação de métodos genéricos em contextos em que métodos dedicados não existem ou não são factíveis, principalmente devido à inexistência de informação de alto nível ou modelos mais elaborados do problema;
- exploração consistente da força bruta da máquina, ou seja, da grande disponibilidade de recursos de processamento e memória;
- tratamento de problemas computacionais definidos a partir de objetivos de alto nível;
- emprego de abordagens populacionais de busca exploratória;
- uso de algoritmos genéticos interativos;
- produção com o auxílio do computador no domínio visual;
- produção com o auxílio do computador no domínio sonoro;
- formalização matemática de critérios de desempenho;
- tratamento de aspectos computacionais de criatividade.

São conexões da rede e, portanto, contribuições importantes da tese:

- investimento em interfaces homem-máquina capazes de enriquecer as possibilidades de interação, tanto no domínio visual quanto sonoro;
- formalização do conceito de arTEbitrariade;
- tratamento do conceito de criatividade sob uma perspectiva computacional;
- sistematização do processo de solução de problemas computacionais definidos a partir de objetivos de alto nível;
- proposição de uma visão memética para o processo de busca evolutiva;
- proposição de pacotes de software capazes de explorar aspectos relevantes da arTEbitrariade, incluindo superfícies de *fitness* variantes no tempo e conjugação de aspectos visuais e sonoros.

7.2 EXERCÍCIO DE ARTEBITRARIEDADE

Parte da razão pela qual a evolução é tão lenta na natureza é que o mecanismo de seleção pode ser muito segmentado e temporariamente sem efeito. Uma maneira de tornar o processo evolutivo mais eficaz é implementar uma pressão seletiva mais estrita e rigorosa na população. Este é o princípio por trás da seleção artificial em algoritmos evolutivos interativos, onde o julgamento humano realiza o principal papel seletivo, permitindo que apenas indivíduos da população avaliados positivamente pelo mentor humano produzam descendentes para a próxima geração. Com esta supervisão operando de forma iterativa, mudanças cumulativas de grande impacto podem ser alcançadas em poucas gerações.

ArtLab e VOX POPULI apresentam a oportunidade de fazer julgamentos subjetivos durante o processo evolutivo. Alta interatividade ou, no caso da composição sonora, performance em tempo real, são características desejadas nesse tipo de sistemas evolutivos. Interatividade aplicada a algoritmos genéticos significa que o usuário é capaz de interromper o processo a, idealmente, qualquer estágio e manipular, idealmente, qualquer parâmetro desejado. Operadores meméticos habilitam este último tipo de manipulação. Após tal manipulação, o mentor humano deve ser capaz de julgar o resultado dentro de um tempo de resposta que permita o trabalho interativo.

Ao longo de um processo evolutivo implementado em computador, os novos indivíduos vão herdar grande parte das características de seus predecessores, embora podendo apresentar variações aleatórias (exploração), uma mescla de características dos predecessores (combinação) e pertinência a novos espaços conceituais (transformação). Além disso, todo indivíduo da população precisa ser descrito a partir de uma lista finita de atributos (algoritmos genéticos) ou árvore de atributos (programação genética). É este processo continuado de proposição de novos indivíduos, seguido da seleção das melhores propostas por parte de um mentor humano auxiliado por computador, que recebe a denominação de arTEbitrariiedade.

Visto que esta tese representa uma etapa de um processo de formação acadêmica, então o fato deste processo ser parte integrante de um mecanismo mais amplo, denominado método científico, permite incluir esta tese no contexto da aplicação do método científico. Logo, como o método científico apresenta fortes analogias com a computação evolutiva, e

dado que a arTEbitrariade pode ser implementada a partir da computação evolutiva, conclui-se que a própria tese é um exercício de arTEbitrariade.

7.3 PERSPECTIVAS FUTURAS

Não são poucos os possíveis desdobramentos desse trabalho. No domínio visual, foram utilizadas no ArtLab as primitivas gráficas bidimensionais mais simples, disponíveis no ambiente. Muitos outros modelos podem potencialmente ser explorados pelas mesmas técnicas. Gramáticas que descrevem processos gerativos para criar “entidades” podem também ser sujeitas a mutação, crossover e seleção interativa. Algoritmos que usam regras para construir, arranjar e combinar primitivas geométricas 3-D podem também ser evoluídos. Bibliotecas gráficas podem ser usadas para a geração de formas sofisticadas, aumentando o potencial exploratório, e este é o objetivo mais imediato. Ainda, combinações de evolução e da capacidade de aplicar ajustes específicos, como nos algoritmos meméticos, dão ao usuário mais controle sobre os resultados evoluídos. Neste tipo de aplicação, isso resulta também em aumento de complexidade e processamento.

No domínio sonoro, a computação evolutiva foi aplicada pelo VOX POPULI somente no nível dos acordes, mas pode-se adicionar muito mais estrutura, como por exemplo, frases sonoras. Dado que a função de *fitness* é expressa através de desenhos de trajetórias, pode-se também evoluir as trajetórias, e dessa forma, a própria função de *fitness*. Tais mapas iterativos são fáceis de produzir, e são representações detalhadas de seqüências sonoras. Experimentos foram realizados adaptando-se o VOX POPULI a dispositivos de entrada de alta interatividade (MORONI *et al.*, 2002c), mas ajustes são necessários para se obter boa performance.

Em ambos os domínios, no visual e no sonoro, grandes quantidades de informação sobre as escolhas humanas podem ser monitoradas e analisadas. Combinações de variações aleatórias e não-aleatórias usando informações apreendidas pode ser útil, incluindo métricas derivadas do conceito de entropia.

Mas o mesmo desafio que motivou o desenvolvimento da pesquisa, em todos os momentos, continua ainda representando o maior desafio do que vier a ser produzido como consequência desta tese: entender o que torna o resultado de um comportamento expressivo algo esteticamente atraente.

Referências Bibliográficas

- ARNHEIM, R. *Arte e Percepção Visual*. São Paulo: Livraria Pioneira Editora, 1988.
- ATMAR, J. W. *Speculation on the Evolution of Intelligence and Its Possible Realization in Machine Form*. Sc. D. diss., New Mexico State University, Las Cruces, 1976.
- AXELROD, R. “The Evolution of Strategies in The Iterated Prisoner’s Dilemma” em Davis, L. (ed.) *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*, London: Pitman, pp. 32 – 41, 1987.
- BÄCK, T. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*. Oxford University Press, 1996.
- BÄCK, T., FOGEL, D.B. & MICHALEWICZ, Z. (eds.) *Evolutionary Computation 2: Advanced Algorithms and Operators*. Institute of Physics Publishing, 2000a.
- BÄCK, T., FOGEL, D.B. & MICHALEWICZ, Z. (eds.) *Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators*. Institute of Physics Publishing, 2000b.
- BALUJA, S., POMERLEAU, D. & JOCHEM, T. “Towards automated artificial evolution for computer generated images”, *Connection Science*, 6(2 – 3), 325 – 354, 1994.
- BALUJA, S. & CARUNA, R. “Removing the Genetics from the Standard Genetic Algorithm” em Prieditis, A. & Russel, S. (eds.) *Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning, ML-95*, pp. 38 – 46, 1995.
- BENTLEY, P. *Generic Evolutionary Design of Solid Objects using a Genetic Algorithm*. Ph.D. Thesis, Division of Computing and Control Systems, Department of Engineering, University of Huddersfield, 1996.
- BENTLEY, P. (ed.) *Evolutionary Design by Computers*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- BENTLEY, P. & CORNE, D. (eds.) *Creative Evolutionary Systems*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2002.
- BENTLEY, P. J. & WAKEFIELD, J. P. “The Evolution of Solid Object Designs using Genetic Algorithms”, *Applied Decision Technologies (ADT’95)*, April, pp. 391 – 400, 1995.
- BENTLEY, P. J. & WAKEFIELD, J. P. “Generic Representation of Solid Geometry for Genetic Search”, *Microcomputers in Civil Engineering*, 11(3), pp. 153 – 161, 1997.
- BIDLACK, R. “Chaotic Systems as Simple (But) Complex Compositional Algorithms”, *Computer Music Journal*, 16(3), pp. 33 – 42, 1992.
- BILES, J. A. “Gen Jam: A Genetic Algorithm for Generating Jazz Solos”, San Francisco: *Proceedings of Computer Music Conference (ICMC’94)*, 1994.
- BILES, J. A. “GenJam in Perspective: A Tentative Taxonomy for GA Music and Art Systems”, *Leonardo*, 35(2), 2002.
- BODEN, M. *The Creative Mind: Myths and Mechanisms*. London: Widenfeld & Nicolson, 1990.
- BODEN, M. *Dimensions of Creativity*. New York: The MIT Press, 1996.

- BODEN, M. "Creativity and artificial intelligence", *Elsevier Science: Artificial Intelligence* 103 pp. 347 – 356, 1998.
- BRANNIGAN, A. *The Social Basis of Scientific Discoveries*. Cambridge: Cambridge University Press, 1981.
- CARNE, E. B. *Artificial Intelligence Techniques*. Washington, DC: Spartan Books, 1965.
- CAPRARA, A. & FISCHETTI, M. "Branch-and-cut algorithms" em Dell'Amico, M., Maffioli, F. & Martello, S. (eds.) *Annotated Bibliographies in Combinatorial Optimization*, Wiley, pp. 45 – 64, 1997.
- CASTI, J. L. *Complexification*. New York: HarperPerennial, 1995.
- DE CASTRO, L.N., TIMMIS, J. *Artificial immune systems: a new computational intelligence approach*. Springer-Verlag, 2002.
- CAZDEN, N. "Sensory Theories of Musical Consonance", *Journal of Aesthetics and Art Criticism*, 20, pp. 301 – 319, 1962.
- CHAIGNE, A. "Spectral Distribution and Damping Factor Measurements of Musical Strings Using FFT Techniques", *Proceedings of the International Conference in Acoustics, Speech and Signal Processing*, New York: Institute for Electrical and Electronics Engineers, 1987.
- CHELLAPILLA, K. "Evolutionary Programming with Tree Mutations: Evolving Computer Programs without Crossover" em Koza, J. et al. (eds) *Genetic Programming: Proceedings of the Second Annual Conference*, 1997.
- CLIFF, D. & MILLER, G.F. "Tracking the Red Queen: Measurements of adaptative progress in coevolutionary simulations", *Advances in Artificial Life: Proceedings of the Third European Conference on Artificial Life*, pp. 200 – 218, 1995.
- COHEN, H. Colouring without Seeing: a Problem in Machine Creativity, <http://crca.ucsd.edu/~hcohen>, 1999.
- CSIKSZENTMIHALYI, M. *Creativity: Flow and the Psychology of Discovery and Invention*. New York: HarperPerennial, 1996.
- DARTNALL, T. (ed.) *Artificial Intelligence and Creativity: an Interdisciplinary Approach*. Dordrecht: Kluwer, 1994.
- DARWIN, C. *On the Origin of Species by Means of Natural Selection or the Preservations of Favored Races in the Struggle for Life*. London: John Murray, 1859.
- DAVIS, L. *The Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand Reinhold, 1991.
- DAWKINS, R. *The Selfish Gene*. Great Britain: Oxford University Press, 1989.
- DAWKINS, R. *The Blind Watchmaker*. London: Penguin Books, 1991.
- DAWKINS, R. *A Escalada do Monte Improvável*. São Paulo: Companhia das Letras, 1998.
- DAWKINS, R. Richard Dawkins: software & biomorphs. <http://www.world-of-dawkins.com/Dawkins/Work/Software/software.htm>, 2002.
- DELGADO, M. *Projeto Automático de Sistemas Nebulosos: Uma Abordagem Co-Evolutiva*. Tese de Doutorado, UNICAMP: Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2002.
- DORIGO, M. & DI CARO, G. "Ant algorithms for discrete optimization", *Artificial Life* 2, 5, pp. 137 – 172, 1999.
- EBCIOGLU, K. "An Expert System for Harmonizing Four-Part Chorales", *Computer Music Journal*, 12(3): pp. 43 – 51, 1988.
- EBY, D., AVERILL, R. C., PUNCH III, W. F. & GOODMAN, E. D. "The Optimization of Flywheels using an Injection Island Genetic Algorithm" em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.

- ELIAS, N. *Mozart, A Sociologia de um Gênio*. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Editor, 1995.
- FERREIRA, A. B. H. *Novo Dicionário da Língua Portuguesa*. São Paulo: Editora Nova Fronteira, 1975.
- FOGEL, D. *Evolving Artificial Intelligence*. PhD thesis, University of California, 1992.
- FOGEL, D. B. “Asymptotic Convergence Properties of Genetic Algorithms and Evolutionary Programming: Analysis and Experiments”, *Journal of Cybernetics and Systems*, 25: 389 – 407, 1994.
- FOGEL, D. *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. New York: IEEE PRESS Marketing, 1995.
- FOGEL, L. J. “Autonomous Automata”, *Industrial Research* 4, pp. 14 – 19, 1962.
- FOGEL, L. J. *Biotechnology: Concepts and Applications*. Prentice-Hall, 1963
- FOGEL, L. J., OWENS, A. J. & WALSH, M. J. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. New York: John Wiley, 1966.
- FOLEY, J., VAN DAM, A., FEINER, S. K. & HUGHES, J. F. *Computer Graphics: Principles and Practice*. USA: Addison- Wesley, 1996.
- FRANKE, H. “Refractions of Science into Art” em Peitgen, H.-O. & Richter, P. (eds.) *The Beauty of Fractals*. Munich: Springer-Verlag, 1986.
- FRAZER, J. *An Evolutionary Architecture*. London: Architectural Association, 1995.
- GARDNER, H. *Mentes que Criam*. Porto Alegre: Artes Médicas, 1996.
- DE GARIS, H. “Genetic Programming: Building Artificial Nervous Systems using Genetically Programmed Neural Network Modules”, *Proceedings of the 7th International Conference on Machine Learning*, pp. 132 – 139, 1990.
- GERO, J. S. “Computers and Creative Design” em Tan, M. & Teh, R. (eds.) *The Global Design Studio*, National University of Singapore, pp. 11 – 19, 1996.
- GERO, J. S. & KAZAKOV, V. “An Exploration-Based Evolutionary Model of Generative Design Process”, *Microcomputers in Civil Engineering*, 10(6), pp. 415 – 421, 1996.
- GIBSON, P. M. & BYRNE, J. A. “NEUROGEN, musical composition using genetic algorithms and cooperating neural networks”, London: *Proceedings of the IEE Second International Conference on Artificial Neural Networks*, pp. 309 – 313, 1991.
- GLOVER, F. & KOCHENBERGER, G. A. *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- GLOVER, F., LAGUNA, M. *Tabu Search*. Kluwer Academic Publishers, 1997.
- GOETHE, J. W. *A Doutrina das Cores*. São Paulo: Nova Alexandria, 1993.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- GOLDBERG, D. E. “The Race, the Hurdle, and the Sweet Spot: Lessons from Genetic Algorithms for the Automation of Design Innovation and Creativity” em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- GOMBRICH, E. H. *Arte e Ilusão*. São Paulo: Martins Fontes, 1986.
- GRIFFITHS, P. *Modern Music*. Artes Gráficas Toledo, pp. 86 – 87, 1986.
- GUTTMAN, N. & PURZANSKY, S. “Lower Limits of Pitch and Musical Pitch”, *Journal of Speech and Hearing Research* 5, pp. 207 – 214, 1962.
- HARRIS, R. A. An “Alternative Description to the Action of Crossover”, *Proceedings of Adaptive Computing in Engineering Design and Control*, pp. 151 – 156, 1994.
- HARVEY, I. “Cognition is not Computation: Evolution is not Optimization” em Gerstney, W., Germond, A., Hasler, M. & Nicoud, J.-D. (eds.) *Artificial-Neural Networks –*

- ICANN97, Proc. of 7th International Conference on Artificial Neural Networks, Switzerland, Lausanne: Springer-Verlag, pp. 685 – 690, 1997.
- HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. USA: Prentice-Hall, 1994.
- HELMHOLTZ, H. *On the Sensations of Tone*. New York: Dover, 1954.
- HERING, E. *On the Theory of Sensibility to Light*. Viena, 1878.
- HILLER, L. & BAKER, R. “Computer Cantata: A Study of Compositional Method”, *Perspectives of New Music*, 3(1), 1964.
- HILLIS, W. D. “Co-Evolving Parasites Improve Simulated Evolution as an Optimization Procedure” em Langton, Taylor, Farmer & Rasmussen (eds.) *Artificial Life II*, Santa Fe: Addison-Wesley, pp. 313 – 324, 1991.
- HITCHING, F. *The Neck of the Giraffe, or Where Darwin Went Wrong*. London: Pan, 1982.
- HOFSTADTER, D. R. *Metamagical Themas: Questing for the Essence of Mind and Pattern*. New York: Basic Books, 1985.
- HOLLAND, J. H. “Genetic Algorithms and the Optimal Allocations of Trials”, *Siam Journal of Computing*, 2(2), pp. 88 – 105, 1973.
- HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, 1975.
- HOLLAND, J. H. “Genetic Algorithms”, *Scientific American*, July: 1992.
- HOLLAND, J. H. *Emergence: from Chaos to Order*. Massachusetts: Addison-Wesley, 1998.
- HOROVITZ, D. “Generating Rhythms with Genetic Algorithms”, San Francisco: Proceedings of the International Computer Music Conference (ICMC’94), pp. 142 – 143, 1994.
- INGLIS, B. *O Poder dos Sonhos*. São Paulo: Círculo do Livro, 1987.
- ITTEN, J. *Arte del Color*. Paris: Editorial Bouret, 1975.
- DE JONG, K. A. *An Analysis of the Behaviour of a Class of Genetic Adaptive Systems*. Doctoral Dissertation, University of Michigan. Dissertation Abstracts International, 1975.
- KANAL, L. & CUMAR, V. (eds.) *Search in Artificial Intelligence*. Springer-Verlag, 1988.
- KAUFMANN, S. *Origins of Order*. Oxford, Oxford University Press, 1992.
- KARGUPTA, H. “Information Transmission in Genetic Algorithms and Shannon’s Second Theorem”, Illinois Genetic Algorithms Laboratory (IlligAL), report no. 93003, 1993.
- KENNEDY, J., EBERHART, R.C. & SHI, Y. *Swarm intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- KING, M. “Sculptor – a 3D Computer Sculpting System”, *The MIT Press: Leonardo*, 24(4), 1991.
- KIRKPATRICK, S., GELATT, C.D. & VECCHI, M.P. “Optimization by simulated annealing”, *Science* 4598, 220, pp. 671– 680, 1983.
- KOESTLER, A. *The Act of Creation*. London: Hutchinson, 1964.
- KONING, H. & EIZENBERG, J. “The Language of Prairie: Frank Lloyd Wright’s prairie houses”, *Environment & Planning, B* 8, pp. 295 – 323, 1981.
- KOZA, J. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. New York: The MIT Press, 1992.
- KOZA J. R., BENNET III, F. H., ANDRE, D. N. & KEANE, M. A. “The Design of Analogue Circuits by Means of Genetic Programming” em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999a.
- KOZA J. R., BENNET III, F. H., ANDRE, D. N. & KEANE, M. A. *Genetic Programming III: Darwinian Invention and Problem Solving*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999b.

- KUHN, T. S. *The Structure of Scientific Revolution*. Chicago: The University of Chicago Press, 1962 - Third Edition, 1996.
- LATHAM, W. "Form Synth: Rule-based Evolution of Complex Forms" em Lansdown, J. & Earnshaw, R. (eds.) *Computers in Art, Design and Animation*, New York: Springer-Verlag, 1989.
- LATHAM, W. Genetic Art from the Virtual World. <http://www.scit.wlv.ac.uk/events/latham.html>, 1995.
- LAURENTIZ, P. *A Holarquia do Pensamento Artístico*. Campinas: Editora da UNICAMP, 1991.
- LAURENTIZ, S. Argüição a Artemis Moroni, em banca de doutoramento de sua tese. Correspondência interna ECA/USP, 2003.
- LUENBERGER, D.G. *Linear and Nonlinear Programming*. Addison-Wesley, 1984.
- LOY, D. G. (1989) "Composing with Computers – A survey of some compositional formalisms and music programming languages" em Mathews, M. V. & Pierce, J. R. (eds.) *Current Directions in Computer Music Research*, pp. 291 – 396, Cambridge, MA: MIT Press.
- MACHADO, A. "Repensando Flusser e as imagens técnicas", Barcelona: Arte en la Era Electrónica - Perspectivas de una nueva estética, Goethe-Institut Barcelona e Diputació de Barcelona, 1997.
- MALEVICH, K. <http://www.ibiblio.org/wm/paint/auth/malevich/sup/malevich.black-square.jpg>, 1913.
- MANDANI, E. H. & GAINES, B. R. *Fuzzy Reasoning and Its Applications*. New York: Academic Press, 1981.
- MANZOLLI, J. *Non-Linear Dynamics and Fractal Geometry as a Model for Sound Synthesis and Real Time Composition*. Ph. D. Dissertation, UK: University of Nottingham, 1993.
- MATHEWS, M. "The Digital Computer as a Musical Instrument", *Science* 142, 1963.
- MCCORDUCK, P. *Meta-Art, Artificial Intelligence and the Work of Harold Cohen*. New York: Freeman, 1991.
- MCKENNA, M. & ZELTZER, D. "Dynamical Simulation of Autonomous Legged Locomotion", *Computer Graphics*, 24(4), pp. 29 – 38, 1990.
- MENDES, R. O tratamento da questão da criação artística em Mozart, *Sociologia de um Gênio*. Correspondência interna FEEC/UNICAMP, 2003.
- MICHALEWICZ, Z. & FOGEL, D. B. *How to Solve It: Modern Heuristics*. New York: Springer, 1998.
- MILLER, G. "The Motion Dynamics of Snakes and Worms", *Computer Graphics*, 22(4), pp. 169 – 178, 1988.
- MIRANDA, E. R. "Music Composition Using Cellullar Automata", *Languages of Design* 2, pp. 105 – 117, 1994.
- MORONI, A., MANZOLLI, J., VON ZUBEN, F. J. & GUDWIN, R. "VOX POPULI: Evolutionary Computation for Music Evolution", Edimburg, Holland: Proceedings of the AISB'99 Symposium on Creative Evolutionary Systems - CES'99, 1999.
- MORONI, A., MANZOLLI, J., VON ZUBEN, F.J. & GUDWIN, R. "Vox Populi: An Interactive Evolutionary System for Algorithmic Music Composition", *Leonardo Music Journal*, 10, pp. 49-54, 2000.
- MORONI, A., MANZOLLI, J., VON ZUBEN, F.J. & GUDWIN, R. "Vox Populi: Evolutionary Computation for Music Evolution" em Bentley, P. (ed.) *Creative Evolutionary Systems*, San Francisco, USA: Morgan Kaufmann, pp. 205 - 221, 2002a.

- MORONI, A., VON ZUBEN, F.J. & MANZOLLI, J., “ArTbitration: Human-Machine Interaction in Artistic Domains”, *Leonardo*, 35(2), pp. 185 – 188, 2002b.
- MORONI, A., MANZOLLI, J., VON ZUBEN, F.J. & MAMMANA, A. “Capturing Human Judgement to Simulate Objective Function”, Honolulu: Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), 1, pp. 529 – 534, 2002c.
- MOSCATO, P. “On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetics Algorithms”, Technical Report Caltech Concurrent Computation Program, Report. 826, Pasadena: California Institute of Technology, 1989.
- MOSCATO, P. “Memetic Algorithms: A Short Introduction” em Corne, D., Dorigo, M. & Glover, F. (eds.) *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, pp. 219 – 234, 1999.
- MOSCATO, P. *Problemas de Otimização NP, Aproximabilidade e Computação Evolutiva: da Prática à Teoria*, Tese de Doutorado, UNICAMP: Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 2001.
- NEMHAUSER, G.L.& WOLSEY, L.A. *Integer and combinatorial optimization*. John Wiley and Sons, 1988.
- OSTWALD, O. *Colour Science*. London: Winsor & Winsor, 1931.
- PACHET, F., RAMALHO, G. & CARRIVE, J. “Representing Temporal Music Objects and Reasoning in the MusES System”, *Journal of New Music Research*, 25(3), pp. 252 – 275, 1996.
- PARAYSON, L. *Os Problemas da Estética*. São Paulo: Martins Fontes, 1989.
- PARMEE, I. “Exploring the Design Potential of Evolutionary Search, Exploration and Optimization” em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- PEDOE, D. *Geometry and the Visual Arts*. New York: Dover Publications, 1983.
- PEIRCE, C. S. *Collected Papers*. Cambridge, Harvard University Press, 1953.
- Pollock, J. <http://www.artprintcollection.com>, 1949.
- POPPER, K. *The Logic of Scientific Discovery*. London: Routledge, 1992.
- PRUSINKIEWICZ, P. & LINDEMAYER, A. *The Algorithmic Beauty of Plants*. New York: Springer-Verlag, 1990
- RAIBERT, M. & HODGINS, J. K. “Animation of Dynamic Legged Locomotion”, *Computer Graphics*, 25(4), pp. 349 – 358, 1991.
- READ, H. *História da Pintura Moderna*. São Paulo: Círculo do Livro, 1974.
- RECHENBERG, I. *Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme Nach Prinzipien der Biologischen Evolution*. Froommann-Holzboog, 1973.
- DEL RIEGO, A. S. P., DORADO, J. & CARDALDA, J. J. R. “Genetic Music Composition”, *Leonardo*, 35(2), 2002.
- ROSENMAN, M. “The Generation of Form using an Evolutionary Approach” em Dasgupta, D. & Michalewicz, Z. (eds.) *Evolutionary Algorithms in Engineering Applications*, Springer-Verlag, pp. 69 – 86, 1997.
- ROSENMAN, M. & GERO, J. “Evolving Designs by Generating Useful Complex Gene Structures” em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- SATO, T. & KAMEYA, Y. “Statistical Abduction with Tabulation” em Kakas, A. and Sadri, F. (eds.), *Computational Logic: Logic Programming and Beyond*, Berlin: Springer Verlag, pp. 567 – 587, 2002.

- SCHNIER, T. & GERO, J. S. “Learning Genetic Representations as an Alternative to Hand-Coded Shape Grammars” em Gero, J. & Sudweeks, F. (eds.) *Artificial Intelligence in Design '96*, Kluwer, pp. 39 – 57, 1996.
- SDVILA, G. “The Wanderer: O Andarilho” em Anais do X Encontro Nacional da ANPAP, São Paulo: ANPAP, 1999).
- SILVA, A. S. O Construtivismo no Brasil. [http:// www.users.design.ucla.edu/ ~silvaad/research/ undergra/ mono.pdf](http://www.users.design.ucla.edu/~silvaad/research/undergra/mono.pdf), 2003.
- SILVEIRA, L. M. *A Reprodução Cromática em Síntese de Imagens: Um estudo comparativo à Pintura*. Tese de Mestrado em Multimeios, Instituto de Artes – UNICAMP, 1994.
- SIMS, K. “Interactive Evolution of Equations for Procedural Models”, *The Visual Computer*, 9: 466 – 476, 1993.
- SIMS, K. “Evolving Three-Dimensional Morphology and Behaviour” em Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- SPECTOR, L. & ALPERN, A. “Criticism, culture, and the automatic generation of artworks”, Cambridge, AAAI Pres/MIT Press: Proceedings of the Twelfth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 3 – 8, 1995.
- STEELE, G. *Common Lisp: The Language*. Digital Press, 1984.
- STINY, G. & MITCHELL, W. J. “The Palladian Grammar”, *Environment & Planning, B* 5, pp. 5 – 18, 1978.
- STRUNK, O. *Source Readings in Music History*. New York: Norton & Company, 1950.
- THOMPSON, A. “Evolving Fault Tolerant Systems”, *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, IEE Conf. Pub. No. 414, pp. 524 – 529, 1995.
- TODD, S. & LATHAM, W. *Evolutionary Art and Computers*. London: Academic Press, 1992.
- TODD, S. & LATHAM, W. “The Mutation and Growth of Art by Computers” in Bentley, P. (ed.), *Evolutionary Design by Computers*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999.
- TODD, P. M. & WERNER, G. M. “Frankensteinian Methods for Evolutionary Music Composition” em Griffith, N. & Todd, P. M. (eds) *Musical Networks: Parallel Distributed Perception and Performance*, Cambridge: The MIT Press, 1999.
- TUSON, A. L. & ROSS, P. M. “Adapting Operator Settings in Genetic Algorithms”, *Evolutionary Computation*, 6(2), 1998.
- TURING, A. M. “Computing Machinery and Intelligence”, *Mind*, 59, pp. 433 – 460, 1950.
- VIDYAMURTHY, G. & CHAKRAPANI, J. “Cognition of Tonal Centers: A Fuzzy Approach”, MIT: *Computer Music Journal*, 16(2), 1992.
- VON ZUBEN, F. J. *Computação Evolutiva*. Tutorial: Notas de Aula da disciplina IA707, FEEC/UNICAMP: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/courses/ia707.html>, 2001.
- VON ZUBEN, F. J. *Redes Neurais*. Tutorial: Notas de Aula da disciplina IA353, FEEC/UNICAMP: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/courses/ia353.html>, 2003.
- WATT, H. J. *The Psychology of Sound*. Cambridge: Cambridge University Press, 1917.
- WERNER, G. M. & TODD, P. M. “Too many love songs: Sexual selection and the evolution of communication”, Cambridge: MIT Press/Bradford Books: Fourth European Conference on Artificial Life, pp. 434 – 443, 1997.
- WHITLEY, D. & STARKWEATHER, T. “GENITOR II: A Distributed Genetic Algorithm”, *Journal of Experimental and Theoretic Artificial Intelligence*, 2(3), 189 – 214.

Índice de Autores

- ARNHEIM (1988) 127, 132
ATMAR (1976) 27
AXELROD (1987) 91
BÄCK (1996) 93
BÄCK *ET AL.* (2000A) 92, 97
BÄCK *ET AL.* (2000B) 93, 97
BALUJA & CARUNA (1995) 87
BALUJA *ET AL.* (1994) 168
BENTLEY (1996) 102
BENTLEY (1999) 4, 83, 88, 101, 106
BENTLEY & CORNE (2002) 1, 4, 54, 84, 86, 89, 101, 103, 108
BENTLEY & WAKEFIELD (1995) 101, 102
BENTLEY & WAKEFIELD (1997) 102
BIDLACK (1992) 143
BILES (1994) 144
BILES (2002) 144, 181
BODEN (1990) 39, 100, 105, 108
BODEN (1996) 4, 9, 11, 17, 18, 22, 24, 25, 40, 45
BODEN (1998) 4, 6, 11, 18, 20, 143
BRANNIGAN (1981) 18
CAPRARA & FISCHETTI (1997) 82
CARNE (1965) 27
CASTI (1994) 55
DE CASTRO & TIMMIS (2002) 83
CAZDEN (1962) 153
CHAIGNE (1987) 154
CHELLAPILLA (1997) 87
CLEVELAND & MCGILL, 1983) 141
CLIFF & MILLER (1995) 170
COHEN (1999) 8, 44, 46, 48, 50, 52
CSIKSZENTMIHALYI (1996) 4, 5, 6, 12, 13, 15, 16, 17, 26, 27, 31, 142, 145, 187
DARTNALL (1994) 10, 11
DARWIN (1859) 54
DAVIS (1991) 91, 94, 97
DAWKINS (1989) 13, 71, 107, 186
DAWKINS (1991) 2, 4, 31, 34, 55, 56, 57, 59, 60, 62, 68, 93, 102
DAWKINS (1998) 106
DAWKINS (2002) 62
DELGADO (2003) 168, 170
DORIGO & DI CARO (1999) 83
EBCIOGLU (1988) 40
EBY *ET AL.* (1999) 90
ELIAS (1995) 2, 3, 5, 6
FERREIRA (1975) 11
FOGEL (1962) 93
FOGEL (1963) 93
FOGEL (1966) 93
FOGEL (1992) 93
FOGEL (1994) 94
FOGEL (1995) 10, 27, 28, 35, 38, 54, 83, 93, 186
FOLEY *ET AL.* (1996) 138, 139, 140, 141
FRANKE (1986) 2
FRAZER (1995) 101
GARDNER (1996) 15, 29, 185
GERO (1996) 100, 101, 105, 107
GERO & KAZAKOV (1996) 100, 102, 105
GIBSON & BYRNE (1991) 168
GLOVER & KOCHENBERGER (2002) 81
GLOVER & LAGUNA (1997) 82
GOETHE (1993) 138
GOLDBERG (1989) 89, 93, 94, 97, 99
GOLDBERG (1999) 107
GOMBRICH (1989) 47, 49
GRIFFITHS (1986) 143
GUTTMAN & PURZANSKY (1962) 146
HARRIS (1994) 97
HARVEY (1997) 103

HAYKIN (1999) 71
 HELMHOLTZ (1954) 129, 159
 HERING (1878) 137
 HILLER & BAKER (1964) 143
 HILLIS (1991) 170
 HITCHING (1982) 59
 HOFSTADTER (1985) 48, 186
 HOGARTH (1753) 129
 HOLLAND (1973) 93, 94
 HOLLAND (1975) 71, 94, 97
 HOLLAND (1992) 93, 148, 162
 HOLLAND (1998) 107
 HOROWITZ (1994) 144, 181
 INGLIS (1987) 24
 ITTEN (1975) 134, 138
 DE JONG (1975) 97
 KANAL & CUMAR (1988) 83
 KARGUPTA (1993) 97
 KAUFMANN (1992) 149
 KENNEDY *ET AL.* (2001) 83
 KING (1991) 67
 KIRKPATRICK *ET AL.* (1983) 82
 KOESTLER (1964) 22
 KOZA (1992) 93, 102
 KOZA *ET AL.* (1999A) 89
 KOZA *ET AL.* (1999B) 93
 KONING & EIZENBERG (1981) 40
 KUHN (1996) 14, 15, 16, 17, 36
 LATHAM (1989) 64, 66, 68, 70
 LAURENTIZ (1991) 99
 LOY (1989) 142
 LUENBERGER (1984) 172
 MACHADO (1997) 44
 MALEVICH (1913) 175
 MANDANI & GAINES (1981) 153, 187
 MANZOLLI (1993) 143, 163
 MATHEWS (1963) 143
 MCCORDUCK (1991) 41, 42, 43, 44
 MCKENNA & ZELTZER (1990) 76
 MENDES (2003) 2, 3
 MICHALEWICZ & FOGEL (1998) 2, 5
 MILLER (1988) 76
 MIRANDA (1994) 143
 MORONI *ET AL.* (1999) 149
 MORONI *ET AL.* (2000) 148, 150, 164
 MORONI *ET AL.* (2002A) 162, 164, 174
 MORONI *ET AL.* (2002B) 111, 144, 160, 182
 MORONI *ET AL.* (2002C) 192
 MOSCATO (1989) 90, 98, 99
 MOSCATO (1999) 99
 MOSCATO (2001) 81
 NEMHAUSER & WOLSEY (1988) 82, 87
 OSTWALD (1931) 139
 PACHET *ET AL.* (1996) 40
 PAREYSON (1989) 6, 7
 PARMEE (1999) 101, 103
 PEIRCE (1953) 100
 PEDOE (1983) 128, 129, 130, 131, 132
 POLLOCK (1949) 113
 POPPER (1992) 37
 PRUSINKIEWICZ & LINDEMAYER (1990) 76
 RAIBERT & HODGINS (1991) 76
 READ (1974) 112
 RECHENBERG (1973) 93
 DEL RIEGO *ET AL.* (2002) 181
 ROSENMAN (1997) 100, 101, 105, 106
 ROSENMAN & GERO (1999) 89, 102
 SATO & KAMEYA (2002) 100
 SCHNIER & GERO (1996) 102
 SDVILA (1999) 7
 SILVA (2003) 174
 SILVEIRA (1994) 137, 138
 SIMS (1993) 71, 74, 75, 76, 102, 113, 168
 SIMS (1999) 75, 76, 102
 SPECTOR & ALPERN (1995) 169
 STEELE (1984) 72
 STINY & MITCHELL (1978) 40
 STRUNK (1950) 142
 THOMPSON (1995) 102
 TODD & LATHAM (1992) 71
 TODD & LATHAM (1999) 68, 102
 TODD & WERNER (1999) 169, 170
 TURING (1950) 10, 26
 TUSSON & ROSS (1998) 92
 VIDYAMURTHY & CHAKRAPANI (1992) 149, 152, 153, 154, 156, 187
 VON ZUBEN (2001) 36
 VON ZUBEN (2003) 169
 WATT (1917) 146
 WERNER & TODD (1997) 170
 WHITLEY & STARKWEATHER (1990) 91