

PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTO APLICADO AO PROCESSO DE
FABRICAÇÃO DE COMPONENTES.

Março - 1995

Autor
Carlos Roberto Negrão Teani

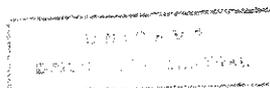
Orientador
Prof. Dr. Alberto Martins Jorge

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica
Departamento de Eletrônica e Microeletrônica

Este exemplar corresponde à edição final da tese
defendida por CARLOS ROBERTO NEGRÃO
TEANI e aprovada pela Comissão
Ju'gadora em 20 03 95.

 Orientador

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da
Universidade Estadual de Campinas - FEE/UNICAMP, como parte dos
requisitos exigidos para a obtenção do título de MESTRE EM
ENGENHARIA ELÉTRICA.



COMISSÃO JULGADORA

<u>Composição</u>	<u>Nome</u>	<u>Departamento</u>
Presidente	Prof. Dr. Alberto Martins Jorge	FEE/DEMIC
Membro Titular	Prof. Dr. Ademir José Petenate	IMECC/DE
Membro Titular	Prof. Dr. José Antônio Siqueira Dias	FEE/DEMIC
Membro Suplente	Prof. Dr. Wilmar Bueno de Moraes	FEE/DEMIC
Membro Suplente	Prof. Dr. Alberto dos Reis Filho	FEE/DEMIC

AGRADECIMENTOS

Uma dissertação de mestrado não se faz só. É o fruto do apoio e estímulo de muitas pessoas, às quais expresso o meu agradecimento.

À Cleidemar, Márcia Soraya e Roberto Lucas, que com amor e carinho caminharam ao meu lado nesta jornada.

Aos meus Pais, Luiz e Aparecida, pelo constante apoio desde o início deste desafio.

Ao Ailton "Capi", *in memoriam*, que com alegria e sabedoria ajudou-me a dar os primeiros passos no mundo da microeletrônica.

Ao Martins pelo entusiasmo, paciência e amizade, fatores estes que foram relevantes para a realização deste trabalho.

Ao Ademir que, com muita sabedoria e didática, deu início a realização deste trabalho e também pela disponibilidade e apoio ao longo destes anos.

Ao Jerzy que sempre estimulou a busca do melhor processo através de métodos científicos. É uma pena que não soubéssemos destas coisas naquela época.

Ao Sr. Alsuério pela correção ortográfica e revisão de estilo. Os erros ainda existentes são de minha inteira responsabilidade.

Ao William Nazaret pela facilidade e entusiasmo com que me explicou os primeiros conceitos do Método de Taguchi.

Aos meus colegas de trabalho: Jaylton que como gerente soube facilitar o reinício dos meus estudos; Lauria e Ana Lúcia que com maestria incentivaram e facilitaram a continuidade desta jornada. Ao Walter Gomes, Ruth, Ana e Nilson pelo profissionalismo e espírito de equipe com que realizamos nossos primeiros projetos de experimentos em produtos. Ao Felipe Leão pelos constantes debates que promoveram o amadurecimento deste trabalho. Ao Brunherotto pelas facilidades cibernéticas que agilizaram a conclusão deste trabalho.

Agradeço também ao Sr. Dino de Sra. Esaira pela ajuda com as "crianças" sempre que precisei estender os meus horários de estudo.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	1
O processo de observação e aprendizado.	1
A importância do teste e avaliação no projeto.	2
Capítulo 1 - Motivação, os lotes de fabricação de diodos.	4
1.1 - Comparação de dois tratamentos.	4
1.2 - A hipótese nula	6
1.3 - Procedimentos derivados da hipótese de normalidade das distribuições.	8
Capítulo 2 - Revisão sobre as distribuições de probabilidade.	9
2.1 - A distribuição normal ou Gaussiana.	9
2.2 - Distribuição t de Student	11
2.3 - Distribuição Chi-Quadrado.	12
2.4 - Distribuição F	13
Capítulo 3 - Estudo detalhado da análise de variância.	15
3.1 - A variabilidade do experimento.	15
3.2 - Tabela de análise de variância.	16
3.3 - O conceito de ortogonalidade.	18
3.4 - Análise de variância aplicada aos lotes de fabricação de diodos.	20
Capítulo 4 - Planejamento de experimento com mais de um fator.	23
4.1 - Projeto de experimento com fatores em dois níveis.	23
4.2 - Introdução aos arranjos ortogonais.	24
4.3 - O novo caso da fabricação de diodos.	26
4.4 - O modelo matemático.	26
4.5 - Resultado do experimento para profundidade de junção.	27
4.6 - Resultado do experimento para concentração de boro na superfície.	31
4.7 - Utilidades da metodologia	34
4.8 - Experimentos fatoriais fracionados e blocados.	35
Capítulo 5 - Projeto de experimento com fatores em mais de dois níveis.	38
5.1 - Sistemas com n fatores a 3 níveis.	38
5.2 - Generalização para sistemas com n fatores a p níveis.	41
5.3 - Planos ortogonais para efeitos principais.	43
5.4 - Utilização de arranjos altamente fracionados.	45
Capítulo 6 - Avaliação da variabilidade em projetos de processo e produto.	47

6.1 - O método de Taguchi.	47
6.2 - Retrospectiva histórica.	48
6.3 - Definição de qualidade.	49
6.4 - Princípios da engenharia de qualidade.	50
6.5 - Interpretação das tolerâncias em engenharia.	50
6.6 - A função perda quadrática.	52
6.7 - As variações da função perda quadrática.	52
6.8 - Fatores de ruído -causas de variações.	54
6.9 - Perda média de qualidade.	54
6.10 - A classificação dos fatores : diagrama P.	56
6.11 - O problema do projeto de engenharia.	57
6.12 - Eficácia da atuação X etapas de realização de produto.	58
6.13 - Experimentos matriciais utilizando arranjos ortogonais.	59
Capítulo 7 - Aplicação da metodologia.	61
7.1 - Exemplo da fabricação de FET de junção.	61
7.2 - O experimento de confirmação.	65
7.3 - As etapas no projeto robusto.	66
7.4 - O exemplo da fabricação de transistores.	67
7.5 - Especificações para o projeto de processo de fabricação de transistores.	70
7.6 - Análise dos dados experimentais.	71
7.7 - Fabricação de transistores - experimento de confirmação.	75
Capítulo 8 - A etapa de planejamento do experimento.	79
8.1 - As S/R para diferentes problemas estatísticos.	79
8.2 - Ajustando arranjos ortogonais às necessidades experimentais.	81
8.3 - Utilização dos grafos lineares.	82
8.4 - Recomendações gerais para utilização dos arranjos ortogonais.	85
CONSIDERAÇÕES FINAIS.	86
CONCLUSÃO.	87
Referências bibliográficas	88

INTRODUÇÃO

O processo de observação e aprendizado.

Dentro das atividades de projeto, fabricação, teste e avaliação, a observação do comportamento do objeto sob estudo tem uma importância fundamental. Com base nas informações básicas do objeto (processo ou produto), e na observação do comportamento do mesmo quando sujeito a determinados estímulos, elabora-se a hipótese de como o objeto se comporta.

Esta hipótese inicial, que chamaremos de **H1**, nos permite deduzir o comportamento do objeto, comportamento este que, verificado contra os dados obtidos, vem a confirmar ou rejeitar a nossa hipótese **H1**.

A rejeição de **H1** nos induz a modificar a hipótese inicial, elaborando uma nova hipótese, que chamaremos de **H2**. Esta nova hipótese leva a novas deduções do comportamento do objeto que pode ou não ser confirmado.

Este processo cíclico, chamado de **aprendizado**, ocorre até que o comportamento possa ser deduzido dentro de critérios considerados razoáveis. [4, cap.1; 9, cap.1]

A figura 1 ilustra o processo:

Conforme descrito acima, a verificação da hipótese é efetuada com base em dados obtidos de testes. Sabemos que não é viável a verificação de todos os estados possíveis da natureza com relação ao objeto sob estudo, portanto sempre temos um sub-conjunto de dados. Outro fator de suma importância é que este nosso sub-conjunto de dados é contaminado com ruído, seja causado pela imprecisão dos equipamentos de medida, pela interferência que o processo de medida impõe ou pela própria variabilidade do objeto sob estudo.

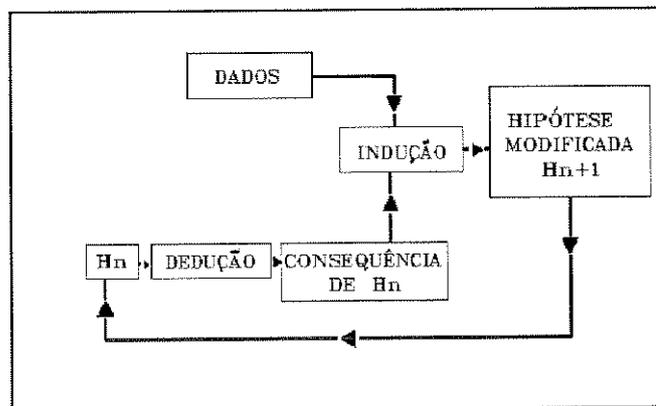


Figura 1

Temos de ter em mente que sempre que estivermos realizando testes e avaliações, estaremos observando o universo através de uma janela restrita, sujeitos a ruído de observação e a interpretação dos dados vai estar limitada pelos nossos modelos.

O objetivo deste trabalho é propor uma metodologia que facilite a convergência no processo de aprendizado, possibilitando a avaliação do erro experimental nos testes.

A importância do teste e avaliação no projeto.

O amadurecimento do mercado consumidor tem exigido que a indústria ofereça produtos dentro de um custo social cada vez menor.

O custo social [7, cap.1] é uma maneira abrangente de se medir a qualidade de um produto, pois engloba sua adequação às funções para o qual foi projetado, o custo de venda, o custo de operação e manutenção. Está também incluído no custo social, o custo total dos efeitos colaterais indesejáveis, tais como a poluição e o consumo de energia. [20, cap.1]

Em virtude da alta competitividade do mercado atual, o prazo de desenvolvimento é um fator relevante no produto, e pode ditar o sucesso ou insucesso de mercado.

Com base no acima exposto, fica evidente a importância de se adquirir o maior número possível de informações, o mais rápido possível, ao longo do desenvolvimento de um produto. Estas informações são realimentadas no processo de desenvolvimento, e possibilitam correções de problemas que a linha de fabricação e os clientes externos nunca virão a experimentar.

Esta filosofia chama-se controle de qualidade "off-line", e foi desenvolvida pelos japoneses. [7, cap.4 e cap.6; 20, cap.5]

O controle de qualidade "off-line" enfoca a análise de fatores que influenciam as características de qualidade de um produto, bem como a variabilidade destas características.

A metodologia empregada para o planejamento dos testes e a análise dos dados, é baseada nos **projetos de experimento da estatística**, que implica em **disciplina, objetividade e redução de tempo de teste**.

A estatística é utilizada como ferramenta neste trabalho, o qual não tem o objetivo de ser rigoroso com relação à estatística clássica, nem benevolente com os práticos e taguchistas [7]. Todo tratamento utilizado tem algum fundamento teórico, ou demonstrou-se ocorrer com frequência na prática. Na maioria dos casos a teoria e a prática se conciliam.

Todo problema real tem suas peculiaridades que precisam ser apreciadas antes de se adotar qualquer método de avaliação. Conseqüentemente todo problema novo precisa ser tratado com seus méritos e com uma certa parcela de respeito. A pressa pode resultar em engano, como obter a resposta certa para o problema errado, chamado de **ERRO DE TERCEIRA ORDEM**. [4, cap.1]

As técnicas estatísticas devem ser empregadas da seguinte forma:

- Aprenda o máximo que puder sobre o problema a ser analisado.
- Nunca deixe de lado o conhecimento não estatístico e a experiência de quem vive o problema.
- Defina objetivos
- Aprendizado mútuo entre teoria e prática.

Um planejamento experimental precioso implica na redução de tempo e aumento na quantidade de informações.

Capítulo 1 - Motivação, os lotes de fabricação de diodos.

Visando facilitar o entendimento da técnica proposta neste trabalho, mantendo o objetivo, a evolução dos conceitos ocorrerá através da análise de lotes de fabricação de diodos.

Para as simulações de lotes de produção e experimentos de confirmação, serão introduzidos ruídos através de variações dos fatores de processo entre cada rodada, conforme descrito a seguir:

- a) Temperatura - distribuição normal, $3\sigma = 2^{\circ}\text{C}$;
- b) Tempo - distribuição normal, $3\sigma = 1'$;
- c) concentração da fonte - distribuição normal, $3\sigma = 20\%$.

Caso estes valores não sejam utilizados, o fato estará indicado no texto.

1.1 - Comparação de dois tratamentos.

Em primeiro lugar, vamos explorar a comparação de dois tratamentos, que desejamos saber se são significativamente diferentes ou não.

Para podermos falar em teste de significância, ou teste de hipótese, é fundamental que tenhamos uma distribuição de referência, com a qual possamos comparar os desvios de nossas populações sob teste. Esta distribuição de referência, seja ela qual for, é o nosso padrão de medida de significância. [4, cap.2]

Vamos utilizar dados simulados de produção de diodos, e comparar dois lotes distintos com relação à profundidade de junção.

Foram simulados dois lotes de produção de diodos, com dois processos distintos, conforme ilustrado nas fichas de processo abaixo [12; 23, cap.2 a cap.8]:

Processo "A" (Original)

Utilizado substrato de silício, orientação cristalográfica $\langle 111 \rangle$, com camada epitaxial de $15 \mu\text{m}$, dopada com fósforo a uma concentração de 1.5×10^{15} átomos/cc.

Predeposição: boro @ 990°C , por 17 minutos, sendo a concentração de impurezas na fonte de 7.37×10^{19} átomos/cc.

Penetração: efetuada a 1155°C , sendo os 20 primeiros minutos efetuados com oxigênio sêco, 90 minutos de processo úmido, 20 minutos com oxigênio sêco, sendo os 10 minutos finais efetuados com processo úmido @ 900°C .

Processo "B" (Alternativo)

Utilizado substrato de silício, orientação cristalográfica $\langle 111 \rangle$, com camada epitaxial de $15 \mu\text{m}$, dopada com fósforo a uma

concentração de 1.5×10^{15} átomos/cc.

Predeposição: boro @ 990 °C, por 17 minutos, sendo a concentração de impurezas na fonte de 7.37×10^{19} átomos/cc.

Penetração: efetuada a 1155 °C, sendo os 110 primeiros minutos efetuados com processo úmido, e os 10 minutos finais efetuados com processo úmido @ 900 °C.

Deseja-se avaliar o impacto na profundidade de junção. Os dados obtidos das simulações, considerando variabilidade na temperatura de predeposição, de drive-in e na concentração da fonte de dopantes [5, cap.5], são apresentados na tabela 1.

ordem	processo	dados (μm)	ordem	processo	dados (μm)
1	A	3.097196	21	B	2.545130
2	A	3.197459	22	B	3.226389
3	A	3.230553	23	B	3.830119
4	A	3.297694	24	B	2.568415
5	A	3.808278	25	B	2.593324
6	A	2.733681	26	B	2.427131
7	A	3.660449	27	B	3.685163
8	A	2.749605	28	B	2.694627
9	A	3.457200	29	B	3.285561
10	A	3.325080	30	B	2.372314
11	A	3.000265	31	B	3.036432
12	A	3.516756	32	B	3.239682
13	A	3.115211	33	B	3.285519
14	A	3.388315	34	B	3.232107
15	A	3.491468	35	B	3.142017
16	A	2.934863	36	B	3.692406
17	A	3.064609	37	B	2.552906
18	A	3.190160	38	B	2.954625
19	A	3.210558	39	B	2.756615
20	A	3.551346	40	B	3.475496

tabela 1.1

Na figura 1.1 apresentamos os resultados das simulações em forma de gráfico, o que poderá facilitar a análise caso os dois conjuntos de dados pertençam a duas populações evidentemente distintas.

Através do gráfico apresentado, não é possível qualquer conclusão sobre a igualdade ou diferença entre os resultados obtidos dos processos. Faz-se necessária a utilização de métodos mais refinados. Vejamos então a diferença entre as médias:

$$\mu_a = 3.25104 \mu\text{m}$$

$$\mu_b = 3.0298 \mu\text{m}$$

$$\text{Diferença entre as médias} = 0.221238 \mu\text{m}$$

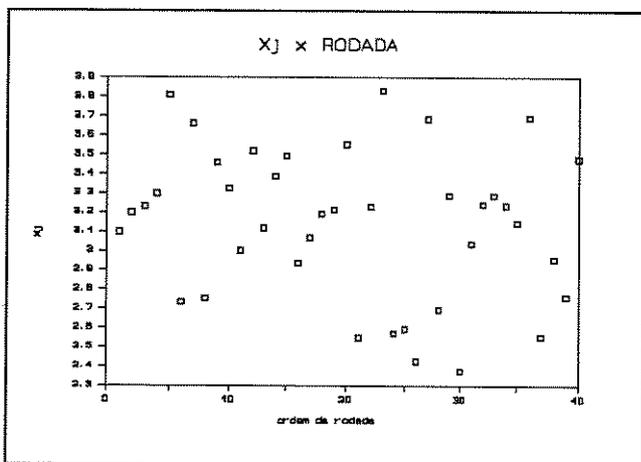


Figura 1.1

O processo A apresentou uma média 0.221238 superior ao processo B, no entanto, em virtude da considerável variabilidade observada, questiona-se se esta diferença na média é uma evidência suficientemente forte para se dizer que o processo A difere do processo B. Será que se repetirmos o experimento várias vezes, os resultados não apareceriam invertidos em algumas delas ?

Em experimentos reais existe a figura do erro experimental, ou ruído, que implicam na flutuação dos resultados nas repetições experimentais.

Nota-se que é necessária a avaliação do erro experimental, pois, caso a diferença obtida seja inferior ao erro experimental, não podemos dizer que existe diferença.

Conforme pode ser observado através da ordem experimental, os resultados foram colhidos de forma seqüencial, os vinte primeiros do processo A e os subseqüentes do processo B. Pode-se questionar, em um processo real, se a diferença entre as médias, não pode ser causada pelo fato de o dopante estar mais gasto nos últimos lotes, ou o forno mais sujo, ou etc.

Esta questão poderia ter sido evitada se a ordem dos experimentos tivesse sido aleatorizada [4, cap.4; 8, cap.6], por exemplo, cinco lotes de cada processo, com quatro medidas em cada lote, tendo as seqüências de execução aleatorizadas. A aleatorização no procedimento experimental, quando possível de ser feita, possibilita que os fatores não considerados no planejamento experimental atuem ao acaso, gerando uma distribuição de referência para comparação das amostras.

Neste caso em particular, temos o histórico de fabricação de diodos dos últimos meses utilizando o processo A. Poderemos utilizar estes dados como uma distribuição de referência, e verificar se o processo B difere significativamente da nossa distribuição de referência.

1.2 - A hipótese nula

Para compararmos as médias das amostras, introduzimos a hipótese

que não existe nenhuma diferença entre as médias obtidas das amostras, a chamada hipótese nula. O resultado da comparação vai indicar a significância desta hipótese, o que nos permitirá rejeitar ou não a hipótese nula [4, cap.2].

Utilizaremos os dados históricos disponíveis para efetuar o teste de significância. O gráfico das 500 observações existentes é apresentado na figura 1.2:

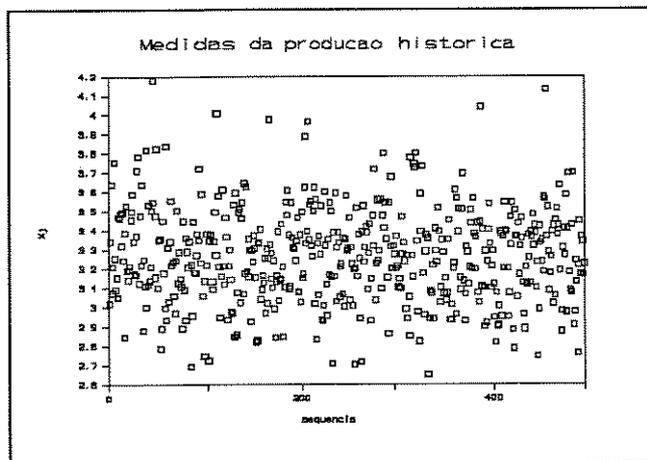


Figura 1.2

Com base nestes dados, foram calculadas as médias de 20 medidas consecutivas e posteriormente as diferenças entre estas médias. Este procedimento simula a execução de 479 testes similares ao que foi feito no nosso exemplo, a relação entre as diferenças iguais ou maiores que 0.22 e o total de diferenças calculadas nos darão o nível de significância da hipótese nula.

O histograma da figura 1.3 ilustra a frequência de ocorrência de diferenças nos grupamentos de 20 medidas dos dados históricos: Nota-se que nenhum dos 479 valores aponta diferença sequer próxima a 0.22, o que nos obriga a rejeitar a hipótese nula, ou seja, temos a certeza que a amostra do processo B pertence a uma população diferente do processo corrente, e a diferença entre as médias é legítima.

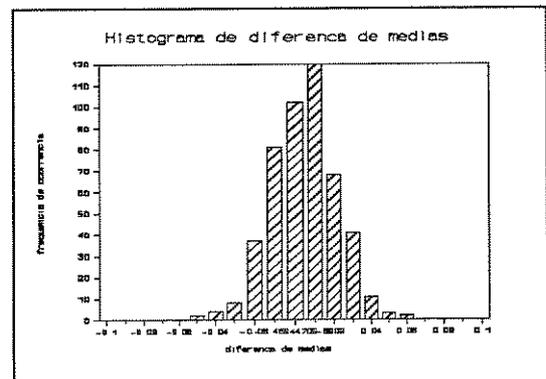


Figura 1.3

No método empregado para o teste de significância, não foi feita nenhuma hipótese quanto a forma das distribuições, sendo, no entanto, a estabilidade dos processos fundamental.

1.3 - Procedimentos derivados da hipótese de normalidade das distribuições.

Existem técnicas estatísticas que, supondo a normalidade das distribuições, permitem a comparação entre amostras de maneira bastante prática. Estas técnicas em geral apresentam uma razoável robustez às não normalidades [4, cap.2 e cap.3].

Partindo-se da hipótese que as amostras são colhidas aleatoriamente de uma população normal, trabalha-se com a média e variância da amostra, como sendo estimadores da média e variância da população que a originou.

Nota-se que no procedimento acima descrito houve a necessidade da adoção de um modelo, cuja validade deverá ser verificada.

Capítulo 2 - Revisão sobre as distribuições de probabilidade.

[4, cap.3 e cap.5; 8, cap.3 e cap.6]

Normalmente, durante os procedimentos de teste e avaliação faz-se necessária a inferência das características de uma população com base em uma amostragem. Entende-se por população um conjunto de indivíduos que apresentem características comuns observáveis, por exemplo, os ganhos de corrente de transistores fabricados com um dado processo, as correntes de fuga, as tensões de ruptura etc. Qualquer subconjunto de uma população é chamado de amostra da população.

É usual trabalharmos com populações com um grande número de indivíduos e considerarmos este número infinito frente a amostragem.

Estas características observáveis apresentam variações, e tanto a população quanto a amostra podem ser retratadas traçando-se um histograma de frequência de cada uma das características. Estes histogramas permitem a visualização do valor mais provável de ocorrência, o valor e forma da variabilidade das características.

Sobre um histograma pode-se ajustar uma função contínua que represente a densidade de probabilidade de ocorrência de cada valor, chamada de Função de Densidade de Probabilidade (fdp).

As **fdp** normalmente utilizadas no processo de teste e avaliação serão especificadas a seguir.

2.1 - A distribuição normal ou Gaussiana.

É uma distribuição simétrica em relação a um valor central, tendo a sua forma indicada na figura 2.1:

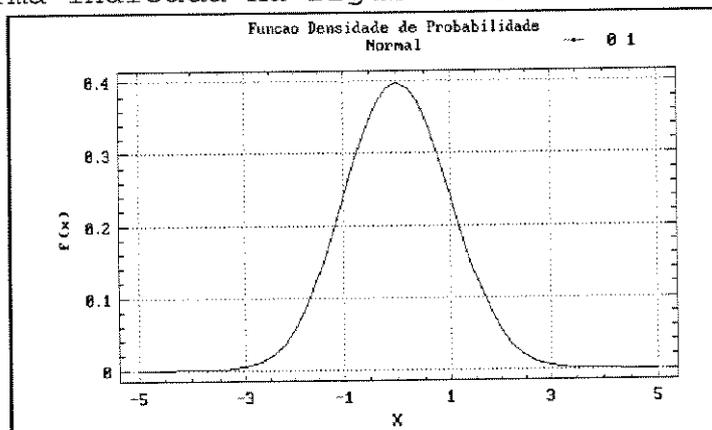


Figura 2.1

A representação matemática da distribuição normal é:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-\mu)}{\sigma}\right]^2} \quad 2.I$$

onde; $f(x)$ = função densidade de probabilidade normal;
 μ = parâmetro característico, é média da distribuição.
 σ = parâmetro característico, correspondente ao desvio da
média no qual ocorre a inflexão da curva, é o desvio padrão.
Se x é uma variável contínua, então:

$$\mu = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f(x) dx \quad 2.II$$

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\mu)^2 \cdot f(x) dx \quad 2.III$$

Muitos fenômenos na natureza apresentam uma fdp normal ou semelhante a normal, sendo esta a origem do seu nome, onde a palavra "normal" tem a conotação de "usual". A ocorrência freqüente deste tipo de distribuição é justificada pelo teorema central do limite, o qual reza que a distribuição de médias, com o número de observações tendendo a infinito, tende a uma distribuição normal, praticamente independente da distribuição dos elementos que contribuíram para a média. [4, cap.2]

Este efeito manifesta-se particularmente nos erros ou ruídos experimentais, pois os valores medidos são contaminados naturalmente com uma infinidade de ocorrências aleatórias.

A área sob a fdp contida no intervalo $a \leq x \leq b$, corresponde à probabilidade de ocorrência de uma observação no dado intervalo, com $-\infty < x < \infty$, corresponde à probabilidade de ocorrência de qualquer valor em uma dada observação, tendo portanto o valor 1.

A variação da área sob a curva até o ponto x é representada pela Função de Densidade Acumulada, tendo os valores normalmente tabulados em quantidades de σ distante da média, sendo freqüentemente utilizados nas avaliações estatísticas.

2.2 - Distribuição t de Student

Quando tratamos com os conceitos da distribuição normal, estávamos supondo uma população infinita; no entanto medidas de toda uma população não é praticável. Com base neste fato, avalia-se uma amostra da população normal, portanto o valor correto de σ e μ são desconhecidos.

Em 1908, um químico chamado William S. Gosset, que publicou seus trabalhos com o pseudônimo de "Student", deduziu uma distribuição que possibilita o trabalho com amostras pequenas. Esta distribuição é função do número de graus de liberdade das observações, tendendo para a normal quando a amostra tende a infinito.

A forma da distribuição é apresentada na figura abaixo para 10 graus de liberdade:

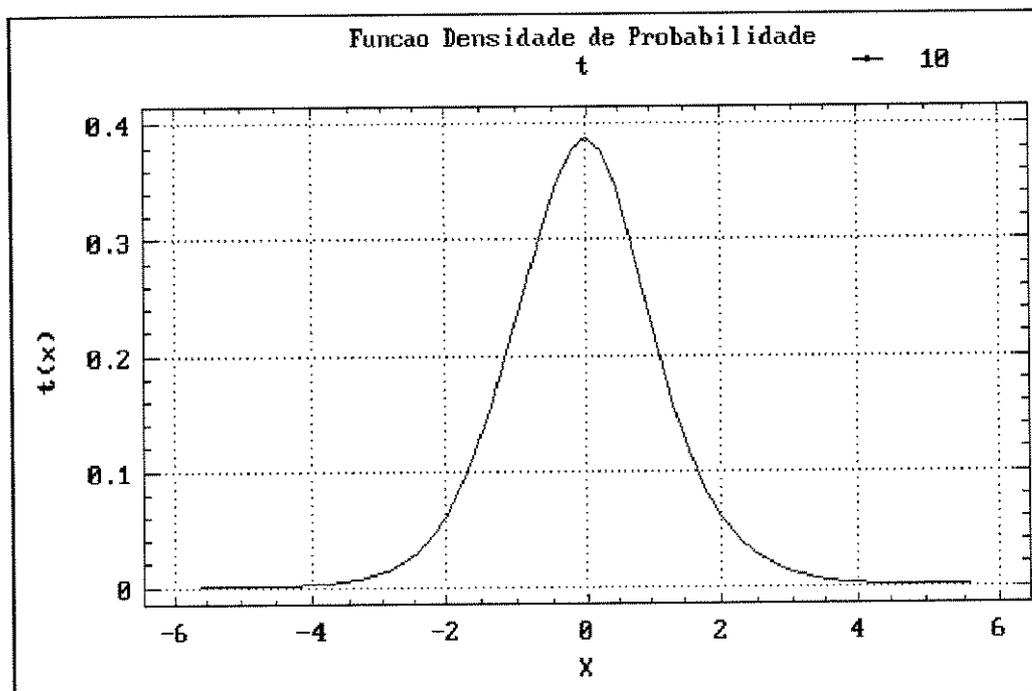


figura 2.2

Para uma dada distribuição com média μ e desvio estimado por s , a grandeza t representada na equação 2.II, corresponde aos valores da distribuição para um dado número de graus de liberdade.

$$t = \frac{(x - \mu)}{s}$$

2.IV

De forma análoga à distribuição normal, na distribuição t os valores da Função de Probabilidade Acumulada, parametrizada em graus de liberdade, são tabulados e freqüentemente utilizados nas análises estatísticas que envolvem comparações entre médias.

2.3 - Distribuição Chi-Quadrado.

Supondo-se um conjunto de desvios z_1, z_2, \dots, z_n provenientes de uma população normal com média 0 e desvio 1, a soma dos quadrados destes desvios apresenta uma dada distribuição,

denominada chi-quadrado com n graus de liberdade (χ_n^2), cujo aspecto é apresentado abaixo para $n = 10$:

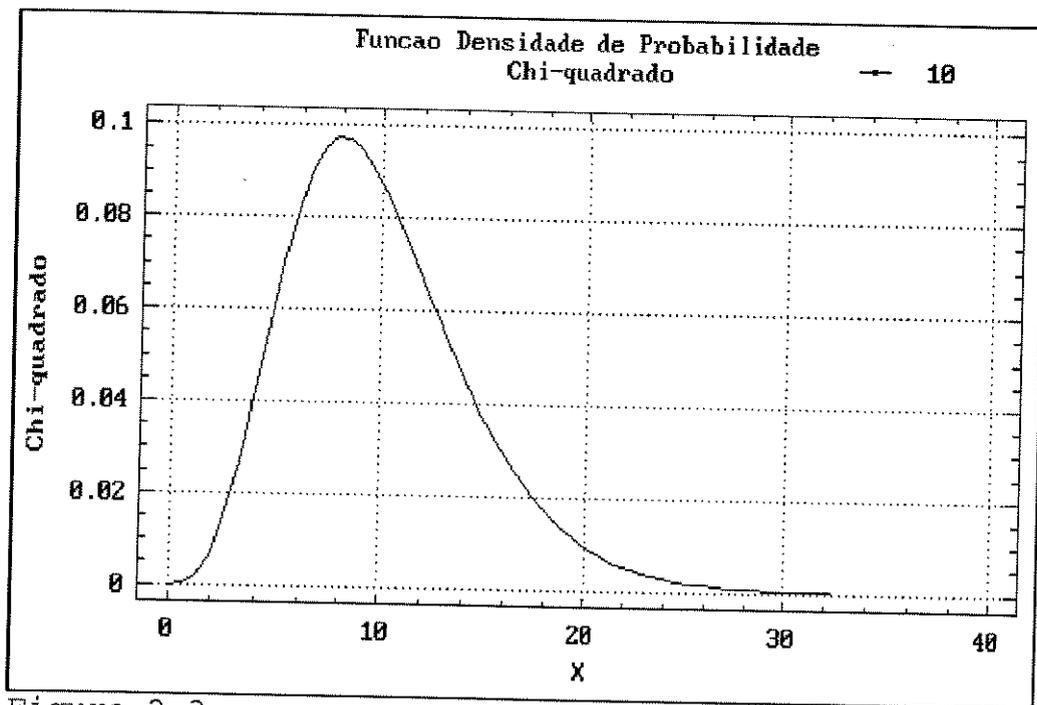


Figura 2.3

$$\sum_{u=1}^n \frac{(y_u - \mu)^2}{\sigma^2} \sim \chi_n^2$$

2.V

No entanto, conforme discutido anteriormente, os valores de μ e σ da população são desconhecidos, portanto a distribuição de s^2 é que será a fonte de informação para comparações. A relação existente entre a distribuição da variância da amostra e a distribuição chi-quadrado é dada por:

$$\frac{(n-1) s^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_{n-1} \quad 2.VI$$

2.4 - Distribuição F

Suponha-se a existência de duas populações normalmente distribuídas e independentes, sendo as suas médias e variâncias desconhecidas. Para testar a hipótese de igualdade entre as variâncias, é necessário que sejam colhidas amostras aleatórias destas populações e determinadas as variâncias das amostras.

A distribuição da razão de duas variâncias, uma com n_1 graus de liberdade e outra com n_2 graus de liberdade, denominada distribuição F, é dada pela razão das distribuições das variâncias das amostras.

$$\frac{(\chi^2_{n_1}/n_1)}{(\chi^2_{n_2}/n_2)} \sim F_{n_1, n_2} \quad 2.VII$$

A forma da distribuição para 5 e 10 graus de liberdade é ilustrada abaixo:

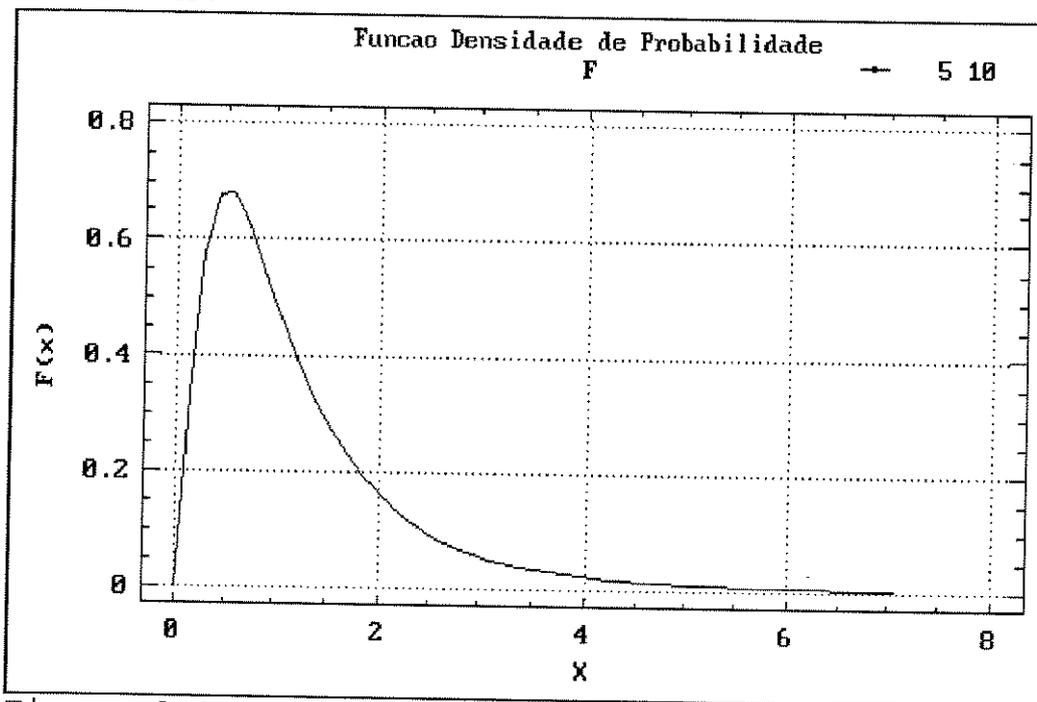


Figura 2.4

Os valores da Função de Probabilidade Acumulada são tabulados, parametrizados em n_1, n_2 graus de liberdade, e nos fornecem o nível de significância na análise de variância.

Capítulo 3 - Estudo detalhado da análise de variância.

3.1 - A variabilidade do experimento.

A variabilidade total do experimento pode ser medida através da variância das observações, ignorando-se a separação em tratamentos.

A variância é determinada pela divisão da soma dos quadrados dos desvios em relação à média global (S_D), pelo número de graus de liberdade [4, cap.5; 6 cap.2 a cap.4].

$$S_D = \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} (y_{ti} - \bar{y})^2 \quad 3.I$$

onde; S_D = soma dos quadrados dos desvios em relação a média total.
 k = número total de tratamentos.
 n_t = número de observações dentro do tratamento t .

O **número de graus de liberdade** é determinado pelo fato do desvio das N observações experimentais em relação à média ser zero. Isto implica que qualquer conjunto de $N - 1$ valores observados, determinam o valor observado restante, correspondendo então a um sistema com $N - 1$ graus de liberdade.

Para o caso particular da fabricação de diodos, apresentado anteriormente, temos:

$$S_D = (3.0972 - 3.1404)^2 + (3.1975 - 3.1404)^2 + \dots + (3.4755 - 3.1404)^2 = 5.8513.$$

Estamos interessados na avaliação de uma possível diferença entre os tratamentos, portanto devemos calcular a variabilidade existente entre os tratamentos. O cálculo desta variabilidade leva em conta o desvio da média de cada tratamento em relação à média global das observações, ponderada pelo número de observações dentro de cada tratamento, sendo o número de graus de liberdade dado por $k - 1$.

$$S_T = \sum_{t=1}^k n_t (\bar{y}_t - \bar{y})^2 \quad 3.II$$

$$S_T^2 = \frac{S_T}{k-1} \quad 3.III$$

No caso da fabricação de diodos, onde temos dois tratamentos, portanto um grau de liberdade, a soma dos quadrados entre tratamentos, S_T , coincide com a variância entre tratamentos, S_T^2 .

$$S_T = 0.4895$$

Uma estimativa da consistência interna dos dados pode ser obtida do cálculo da variância dentro de cada tratamento, onde é medida a diferença entre cada observação no tratamento e a média do tratamento. O número de graus de liberdade é $n_t - 1$.

$$S_t = \sum_{i=1}^{n_t} (y_{ti} - \bar{y}_t)^2 \quad 3.IV$$

$$s_t^2 = \frac{S_t}{n_t - 1} \quad 3.V$$

A variância de cada um dos tratamentos deve fornecer a estimativa de uma mesma grandeza, a variância inerente ao experimento relativa à população, σ^2 . Para uma melhor estimativa de σ^2 com base na variância de cada amostra, podemos combiná-las. Esta estimativa combinada representa a soma de todos os erros experimentais e recebe o nome de variância do resíduo.

$$s_R^2 = \frac{(n_1 - 1) s_1^2 + \dots + (n_k - 1) s_k^2}{(n_1 - 1) + \dots + (n_k - 1)} = \frac{S_1 + \dots + S_k}{N - k} \quad 3.VI$$

3.2 - Tabela de análise de variância.

[4, cap.6; 6, cap.6; 9, cap.6; 18, cap.2]

No caso em que estamos analisando, temos 40 observações e dois tratamentos, portanto temos 38 graus de liberdade para o cálculo do resíduo, de onde obtemos:

$$\begin{aligned} S_R &= 5.3618 \\ N - k &= 38 \\ s_R^2 &= 0.1411 \end{aligned}$$

Colocando os dados obtidos em forma tabular temos:

Variação	S	Graus de liberdade	Variância
entre trat.	0.4895	1	0.4895
resíduo	5.3618	38	0.1411
total dev. média	5.8513	39	

Podemos observar da tabela que a soma dos quadrados entre tratamentos adicionada à soma dos quadrados do resíduo, corresponde à soma dos quadrados do experimento devido ao desvio em relação à média total. O mesmo raciocínio aplica-se aos graus de liberdade.

$$S_D = S_T + S_R \quad 3.VII$$

Para apresentarmos uma tabela completa, incluindo a média, podemos reorganizar a forma de calcular a soma dos quadrados dos desvios em relação à média total:

$$S_D = \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} y_{ti}^2 - N\bar{y}^2 \quad 3.VIII$$

$$S_A = N\bar{y}^2 \quad 3.IX$$

O termo S_A é a soma dos quadrados devido a média total, e se escrevermos $S_D = S - S_A$, teremos:

$$S = \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} y_{ti}^2 \quad 3.X$$

O termo S é a soma dos quadrados total.

$$S = S_A + S_T + S_R \quad 3.XI$$

A tabela completa de análise de variância ficaria da forma abaixo:

Variação	S	Graus de liberdade	Variância
média	394.48	1	394.48
entre trat.	0.4895	1	0.4895
resíduo	5.3618	38	0.1411
total	400.33	40	

A apresentação da soma dos quadrados da média, na forma em que foi tabulada, aparentemente não tem utilidade. Isto ocorreu porque tomamos o desvio da média em relação ao ponto zero, no entanto quando existir uma norma de comparação, os dados da média do experimento podem ser tomados com relação ao desvio da norma. Esta informação pode ser um indicativo da possibilidade do aproveitamento das amostras do experimento para um lote de produção, caso não exista diferença entre os tratamentos.

3.3 - O conceito de ortogonalidade.

[4, cap.6; 6, cap.7; 9, cap.6; 15, apêndice A]

Vamos utilizar os dados obtidos da tabela de análise de variância completa para introduzir uma interpretação geométrica dos resultados.

Suponha-se que cada uma das 40 observações corresponde a uma coordenada do extremo de um vetor em um espaço de 40 dimensões, tendo este vetor sua origem em **0**. Da mesma forma pode-se associar um outro vetor com origem em **0**, tendo suas 40 coordenadas de extremo igual a média total do experimento. Denota-se o vetor das observações experimentais por **Y** e o vetor da média total por **A**.

Existem ainda dois outros vetores, o do desvio entre tratamentos, com origem no extremo do vetor da média total e a coordenada de extremo definida pelos valores dos desvios em relação à média; e o vetor dos resíduos, com origem no extremo do vetor dos valores observados, e com magnitude igual aos desvios causados pelo ruído experimental.

O vetor relacionado ao desvio entre tratamentos é denotado por **T**, sendo o vetor dos resíduos denotado por **R**.

Com base nos resultados podemos relacionar os vetores da seguinte forma:

$$Y = A + T + R$$

A representação geométrica da análise de variância para este caso não é possível de ser representada graficamente, pois seria necessária a utilização de um espaço de quarenta dimensões para isto; no entanto podemos fazer uma ilustração análoga em três dimensões, conforme ilustrado na figura 3.1.

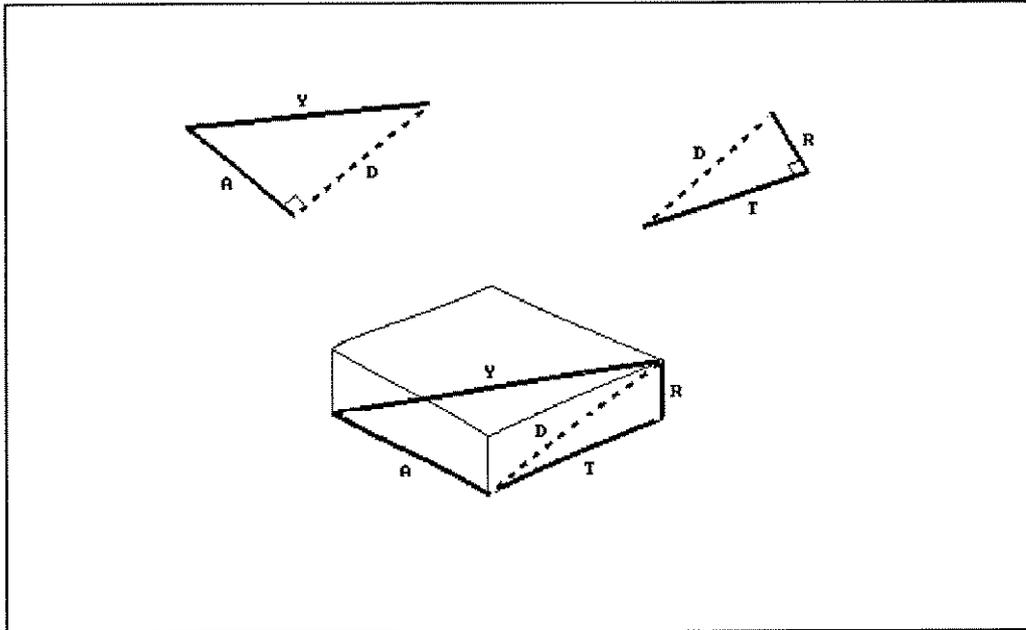


Figura 3.1

O Vetor **D**, correspondente ao total dos desvios das observações com relação à média global, é ortogonal ao vetor **A**, conforme pode ser confirmado pelo produto interno dos dois vetores:

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{D} = \sum_{j=1}^N \bar{y} (y_j - \bar{y}) \quad 3.XII$$

$$\sum_{j=1}^N \bar{y} (y_j - \bar{y}) = \bar{y} \sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y}) \quad 3.XIII$$

Pelo próprio conceito de média, temos que a soma de todos os desvios de uma amostra em relação à média é zero, portanto :

$$\sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y}) \equiv 0 \quad 3.XIV$$

$\mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \equiv 0$, portanto $\mathbf{A} \perp \mathbf{D}$

Raciocínio semelhante pode ser empregado para a verificação da perpendicularidade de **A** com **T**, de **A** com **R** e de **R** com **T**.

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{T} = \sum_{t=1}^k \bar{y} (\bar{y}_t - \bar{y}) = \bar{y} \sum_{t=1}^k (\bar{y}_t - \bar{y}) = 0 \quad 3.XV$$

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{R} = \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} \bar{y} (y_{ti} - \bar{y}_t) = \bar{y} \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} (y_{ti} - \bar{y}_t) = 0 \quad 3.XVI$$

$$\mathbf{R} \cdot \mathbf{T} = \sum_{t=1}^k \sum_{i=1}^{n_t} (\bar{y}_t - \bar{y}) (y_{ti} - \bar{y}_t) = 0 \quad 3.XVII$$

Em função da perpendicularidade entre quaisquer dois vetores do sistema, pode-se garantir que qualquer um deles pode ser determinado sem componentes dos outros. Em outras palavras, é possível a determinação da influência dos tratamentos, bem como do ruído experimental e da média do sistema isoladamente, e ainda, uma estimativa das observações pode ser obtida pela soma dos vetores.

3.4 - Análise de variância aplicada aos lotes de fabricação de diodos.

No caso da fabricação dos diodos, o vetor da média tem um grau de liberdade dentro do espaço de quarenta dimensões, ou seja, ele está contido em uma linha, o mesmo acontece para o vetor da diferença entre tratamentos. O vetor dos resíduos apresenta 38 graus de liberdade, ou seja, a única exigência do sistema é que ele esteja contido em um plano perpendicular a **A** e a **T**.

Toda a análise apresentada tem como base a hipótese que os valores observados em cada tratamento são amostras independentes de populações normais, possivelmente com médias diferentes, porém com a mesma variância. Com base neste modelo, as observações podem ser descritas como:

$$y_{ti} = \eta_t + \epsilon_{ti} \quad 3.XVIII$$

onde

η_t = média para o tratamento t

ϵ_{ti} = corresponde ao erro devido ao ruído experimental, que apresenta uma distribuição normal independente do tratamento, com

média zero e uma variância desconhecida, porém fixa, σ^2 . Se a hipótese está correta, não existe nenhuma informação no resíduo do experimento, ou seja, espera-se que os gráficos de resíduo apresentem pontos aleatoriamente espalhados em torno de uma média zero.

Com base neste fato, antes que qualquer análise mais detalhada das possíveis diferenças entre tratamentos, é fundamental que se verifique a validade do modelo através de uma análise dos resíduos, que pode ser feita de forma gráfica conforme apresentado abaixo para o caso dos diodos.

Observa-se no gráfico 3.2 a distribuição do resíduo em função dos valores previstos para cada um dos tratamentos, notando-se que não existe nenhuma indicação grosseira de que o resíduo possa conter qualquer informação.

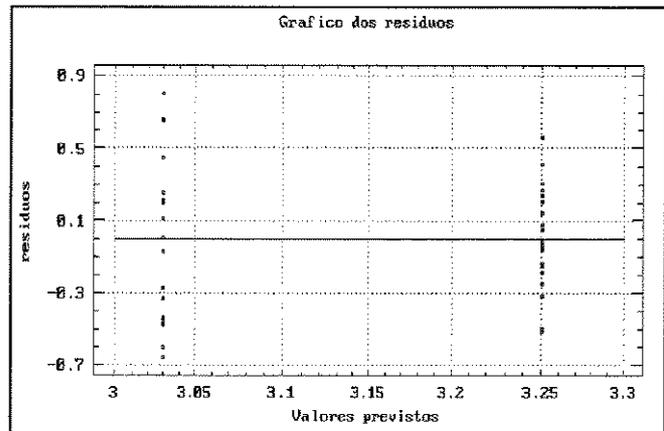


Figura 3.2

No gráfico 3.3, o resíduo é relacionado com a seqüência de execução do experimento, não existindo qualquer indicação de qualquer tendência ou acidente na seqüência da execução do experimento.

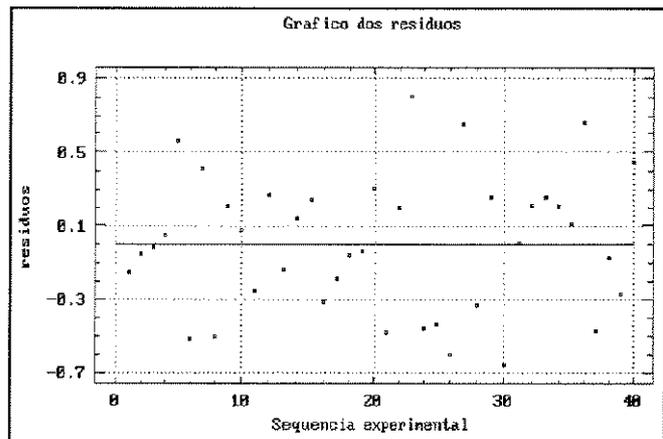


Figura 3.3

O histograma do resíduo, figura 3.4, apresenta uma distribuição adequada ao modelo, ou seja, com o aspecto de uma curva normal e média zero.

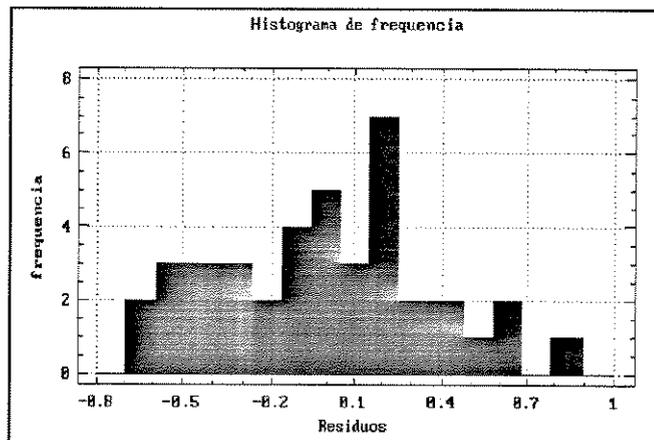


Figura 3.4

O resíduo pode também ser analisado em função de outras variáveis de interesse, tais como a temperatura do laboratório no momento de cada uma das medidas, em relação aos diversos técnicos que possivelmente tenham feito as medidas etc.

Em caso de existência de qualquer anomalia no resíduo, o procedimento experimental deve ser revisto e o modelo utilizado na análise dos dados questionado.

Uma vez efetuada uma inspeção cuidadosa no resíduo, constatado que não existe nenhuma inconsistência óbvia no modelo, a tabela de análise de variância pode ser estudada com segurança. No caso da fabricação dos diodos, estamos interessados em saber se existe diferença entre os processos.

O teste de hipótese é obtido da relação entre a variância causada pela diferença entre tratamentos e a variância do resíduo, chamada de razão F em virtude da relação entre as variâncias seguir uma distribuição F conforme visto anteriormente.

$$F = \frac{S^2_T}{S^2_R} = \frac{0.4895}{0.1411} = 3.469$$

A partir da tabela da distribuição F com 1 e 38 graus de liberdade, temos o nível de significância de 0.0703, o que evidencia a diferença entre as médias das amostras.

Capítulo 4 - Planejamento de experimento com mais de um fator.

O experimento da fabricação de diodos com dois processos distintos teve como objetivo apenas introduzir alguns conceitos importantes. Na prática, raramente podemos nos dar ao luxo de elaborar um experimento com tamanho número de rodadas, e tão custoso, para obter tão poucas informações.

Um experimento industrial deve fornecer uma quantidade de informações que justifique o seu custo, conseqüentemente deseja-se que através de um único planejamento experimental, possa ser obtida a influência de diversos fatores sobre a característica, ou características, observada(s). Além deste requisito, é necessário saber se existem interações importantes entre os fatores, informações estas que somente podem ser obtidas através de um planejamento experimental multifatorial.

4.1 - Projeto de experimento com fatores em dois níveis.

Retornando ao caso da fabricação de diodos, vamos agora nos preocupar com a influência de vários fatores, simultaneamente, na profundidade de junção e concentração de boro na superfície.

Os fatores supostamente relevantes são apresentados na tabela 4.1:

Tabela 4.1

- A - Temperatura de drive-in
- B - Tempo de pré deposição
- C - Tipo de processo de drive-in (dry-steam-dry ou steam)

O experimento deve ser projetado de modo que o número de rodadas seja o menor possível e possamos isolar a influência de cada fator nos resultados finais, inclusive verificar possíveis interações entre fatores. É preciso analisar cada fator em pelo menos dois níveis para que se possa ponderar suas influências.

A interação entre fatores existe quando suas influências não podem ser determinadas isoladamente, pois a influência de um dado fator depende do nível em que o outro se encontra.

Este tipo de análise impõe a aproximação de comportamento linear da influência dos fatores na resposta, conforme ilustrado na figura 4.1. Cada intervalo de variação deve ser definido de forma cautelosa, pois desvios grosseiros desta aproximação podem comprometer o experimento.

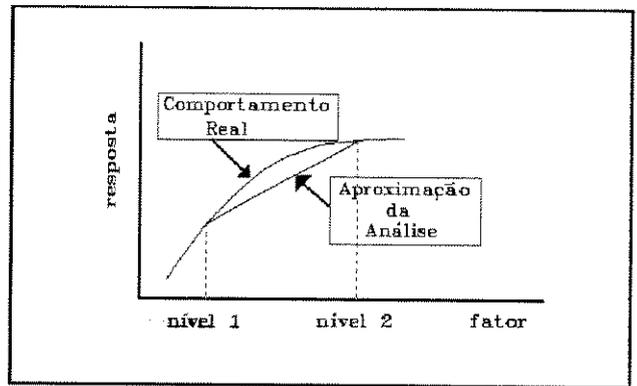


Figura 4.1

A técnica utilizada para o planejamento experimental desta natureza é a utilização de arranjos ortogonais, introduzidos por Fisher em 1920 para experimentos na agricultura. [1, cap.3; 4, cap.10; 6, cap.7; 9, cap.6]

4.2 - Introdução aos arranjos ortogonais.

A ortogonalidade refere-se ao fato de cada combinação de dois quaisquer fatores estar presente de forma balanceada no experimento, permitindo que se isole a influência de cada fator através de técnicas de comparação de tratamentos.

Pode-se definir que os níveis de cada fator estão distanciados de uma unidade de variação em relação a um ponto central, denotando-se portanto o **nível 1 com o símbolo -1**, ou simplesmente **-**, e o **nível 2 com o símbolo +1**, ou simplesmente **+**.

O número de rodadas necessárias no experimento corresponde ao número de graus de liberdade necessários para o cálculo da média, da influência de cada fator e de todas as possíveis interações entre fatores.

No caso proposto acima, experimento com três fatores em dois níveis, implica na seguinte necessidade:

- 1 grau de liberdade para o cálculo da média global.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de A.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de B.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de AB.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de C.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de AC.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de BC.
- 1 grau de liberdade para o cálculo da influência de ABC.

- 8 graus de liberdade no total, correspondendo a 8 rodadas.

Chamamos de influência de XY a influência da interação entre os

fatores X e Y.

O número mínimo de rodadas para um experimento fatorial de dois níveis corresponde a 2^n , onde n = número de fatores.

É fundamental, conforme discutido no capítulo 3 deste trabalho, que os vetores correspondentes a cada fator no arranjo experimental sejam ortogonais entre si, garantindo que as influências possam ser determinadas de forma isolada. Com base neste fato, a construção do arranjo experimental é feita de tal forma que o produto interno entre duas quaisquer colunas seja nulo.

O arranjo para o experimento proposto é apresentado na tabela 4.2.

Tabela 4.2

ordem	A	B	C
(5)	-	-	-
(1)	+	-	-
(7)	-	+	-
(3)	+	+	-
(2)	-	-	+
(4)	+	-	+
(6)	-	+	+
(8)	+	+	+

Sempre que possível deve-se aleatorizar a ordem de execução do experimento, obtendo-se desta forma uma distribuição de referência para a análise dos dados [4, cap.3] e que os fatores não controláveis atuem ao acaso.

Na tabela 4.2 as colunas correspondentes às interações entre fatores foram omitidas, no entanto elas são apresentadas no arranjo da tabela 4.3.

Tabela 4.3

ordem	A	B	C	AB	AC	BC	ABC
(5)	-	-	-	+	+	+	-
(1)	+	-	-	-	-	+	+
(7)	-	+	-	-	+	-	+
(3)	+	+	-	+	-	-	-
(2)	-	-	+	+	-	-	+
(4)	+	-	+	-	+	-	-
(6)	-	+	+	-	-	+	-
(8)	+	+	+	+	+	+	+

Todas as colunas do arranjo são ortogonais, sendo esta a origem do nome "**arranjo ortogonal**".

4.3 - O novo caso da fabricação de diodos.
[12, 23 cap.2 a cap.8]

Procura-se neste caso determinar a influência de três fatores distintos sobre a profundidade de junção e concentração superficial de lotes de diodos, valendo-se de apenas oito medidas.

A tabela 4.4 apresenta os níveis propostos para cada fator.

FATOR	Nível -	Nível +
A - Temp. drive-in	1152°C	1158°C
B - Tempo de pré dep	15'	20'
C - Processo	dry-stm-dry	steam

Os resultados das oito rodadas são apresentados na tabela 4.5.

Xj μ m	concentração (E17)
3.137	3.525
3.314	3.519
3.186	4.168
3.368	4.150
2.857	1.010
3.027	1.028
2.922	1.282
3.093	1.301

4.4 - O modelo matemático.

Modelamos cada uma das variáveis resposta, profundidade de junção e concentração de boro na superfície, de forma aditiva:

$$y = y_{med} + (TDR_n - y_{med}) + (TPD_n - y_{med}) + (PRC_n - y_{med}) + ((TDR_n X TPD_n - y_{med}) - (TDR_n - y_{med}) - (TPD_n - y_{med})) + ((TDR_n X PRC_n - y_{med}) - (TDR_n - y_{med}) - (PRC_n - y_{med})) + ((TPD_n X PRC_n - y_{med}) - (TPD_n - y_{med}) - (PRC_n - y_{med})) + ((TDR_n X TPD_n X PRC_n - y_{med}) - (TDR_n - y_{med}) - (PRC_n - y_{med}) - (TPD_n - y_{med})) + \text{erro}$$

y_{med} = média da variável resposta no experimento

TDR_n = média da variável resposta para a temperatura de drive-in no dado nível

TPD_n = média da variável resposta para o tempo de pré deposição no dado nível

PRC_n = média da variável resposta para o processo no dado nível

TDR_nXTPD_n = média da variável resposta para a interação entre a temperatura de drive-in e tempo de pré deposição nos níveis considerados

TDR_nXPRC_n = média da variável resposta para a interação entre a temperatura de drive-in e o processo nos níveis considerados

TPD_nXPRC_n = média da variável resposta para a interação entre o tempo de pré deposição e o processo nos níveis considerados

TDR_nXTPD_nXPRC_n = média da variável resposta para a interação entre a temperatura de drive-in, tempo de pré deposição e processo nos níveis considerados

4.5 - Resultado do experimento para profundidade de junção.

A estimativa do efeito de cada fator é determinado pela diferença entre a **média do experimento com o dado fator no nível -**, e a **média do experimento com o fator no nível +**. O mesmo raciocínio aplica-se para o cálculo das influências das interações.

A tabela 4.6 apresenta as diferenças entre as médias para X_j.

Tabela 4.6	
X_jmed	= 3.113
TDR	= 0.175
TPD	= 0.0585
PRC	= -0.2765
TDRXTPD	= 1.5E-3
TDRXPRC	= -4.5E-3
TPDXPRC	= 7E-3
TDRXTPDXPRC	= -1E-3

Nota-se, através da tabela acima que não foi possível obter uma estimativa do erro experimental, pois todos os graus de liberdade do experimento foram consumidos no cálculo dos valores apresentados.

Outro ponto a ser observado é que somente os fatores principais apresentaram efeito significativo na variável resposta, não existindo nenhuma interação importante, sendo este fato melhor visualizado através do gráfico normal dos efeitos dos fatores apresentado no gráfico 4.2.

Os efeitos significativos são o **processo = -0.28**, **tempo de pré deposição = 0.06** e **temperatura de Drive-in = 0.18**.

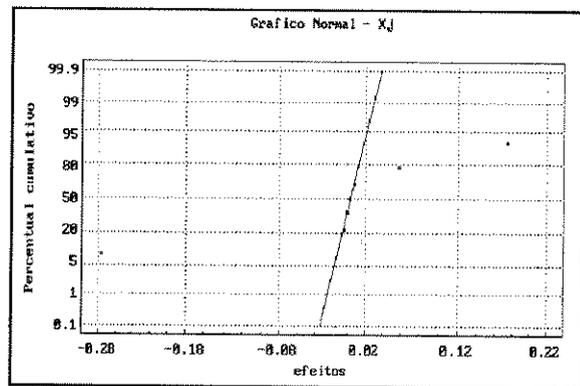


Figura 4.2

O gráfico normal corresponde ao gráfico da função de densidade acumulada; a escala do eixo relativo ao percentual cumulativo é ajustada de tal forma, que os pontos da curva normal se ajustem a uma reta.

Esta forma de representação gráfica possibilita a visualização das influências dos fatores no experimento. Os pontos que se ajustam à reta normal estão relacionados a fatores irrelevantes, cuja variabilidade esta relacionada ao ruído; os pontos que se afastam da reta normal correspondem aos fatores com influência relevante.

Em virtude de termos efeitos não significativos no experimento, as interações, podemos utilizar os graus de liberdade relativos a estes efeitos para a estimativa do erro, através da análise de variância apresentada na tabela 4.7.

Tabela 4.7
Análise de variância para Xj

Fonte de variação	Soma de quadrados	G.L.	Média quad.	Teste F	N. Signif.
EFETOS PRINCIPAIS	.2209990	3	.0736663	1000.000	.0000
tdrivein	.0612500	1	.0612500	1000.000	.0000
predep	.0068445	1	.0068445	188.814	.0002
processo	.1529045	1	.1529045	1000.000	.0000
RESÍDUOS	1.45000E-004	4	3.62500E-005		
TOTAL (CORR.)	.2211440	7			

A análise de variância demonstra que a hipótese nula, igualdade das médias, é rejeitada e que o erro experimental, cuja variância é estimada através da média quadrática do resíduo, é muito pequeno.

Este experimento simulado tem por objetivo ilustrar a metodologia através da aplicação em processo de difusão de componentes. Em experimentos reais o ruído experimental pode assumir valores maiores que o obtido acima, e a interpretação dos dados pode não ser tão evidente.

Com base nos resultados do experimento, podemos agora prever o valor de X_j para os fatores em determinados níveis. Estes valores são baseados no modelo matemático apresentado anteriormente, considerando somente a influência dos fatores principais, uma vez que não existe nenhuma interação significativa.

A tabela 4.8 apresenta a influência de cada fator na média do processo.

Tabela 4.8
Tabela de médias para X_j

Nível	Nº rodadas	Média	Erro Padrão (interno)	Erro Padrão (s estimado)	Intervalo de Confiança para média (95%)	
tdrivein						
-1	4	3.0255000	.0802584	.0030104	3.0171388	3.0338612
1	4	3.2005000	.0829643	.0030104	3.1921388	3.2088612
predep						
-1	4	3.0837500	.0959543	.0030104	3.0753888	3.0921112
1	4	3.1422500	.0930111	.0030104	3.1338888	3.1506112
processo						
-1	4	3.2512500	.0539125	.0030104	3.2428888	3.2596112
1	4	2.9747500	.0527263	.0030104	2.9663888	2.9831112
Total	8	3.1130000	.0021287	.0021287	3.1070878	3.1189122

Vamos estimar o valor de X_j para as seguintes condições de processo:

Temperatura de drive-in = 1155°C
 Tempo de pré deposição = 17'
 Processo = dry-steam-dry

OBS - As influências dos fatores nos níveis propostos, foram obtidas através de interpolação linear dos valores da tabela.

$$X_j = 3.113 + (3.107 - 3.113) + (3.251 - 3.113) \Rightarrow$$

$$X_j = 3.245 \pm 0.018$$

O resultado da simulação de dezesseis rodadas nas condições acima citadas é apresentado na figura 4.3.

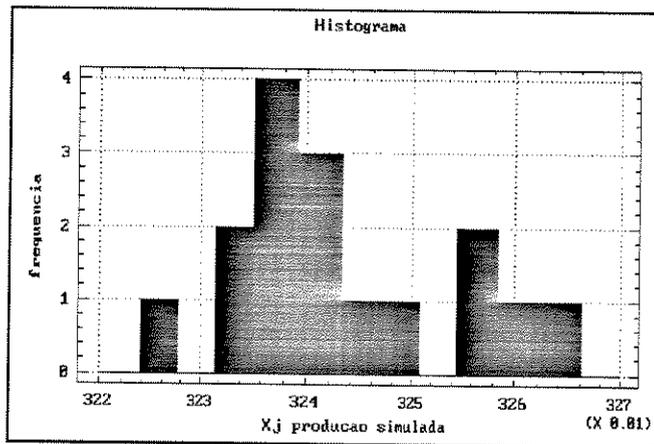


Figura 4.3

O modelo pode ser verificado mesmo antes da execução do experimento de confirmação. Através da análise dos gráficos dos resíduos da análise de variância, podemos avaliar se existem informações significativas que não foram ponderadas no modelo. Caso existam, os gráficos dos resíduos assumirão a forma destas informações. Caso contrário, teremos pontos aleatoriamente espalhados.

A seguir, são apresentados os gráficos dos resíduos do nosso experimento, verificados contra a ordem de execução das rodadas e contra os valores estimados.

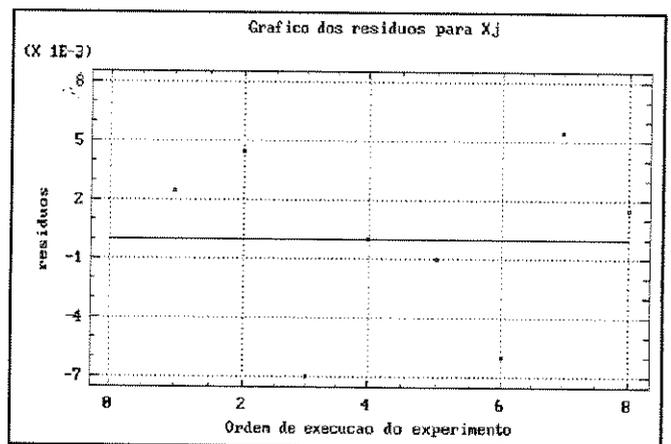


Figura 4.4

Os gráficos dos resíduos, para este caso, não apresentam nenhuma tendência, indicando a adequação do modelo. Podemos ainda comentar que, dentro das condições experimentais, valores de X_j em função dos fatores podem ser interpolados.

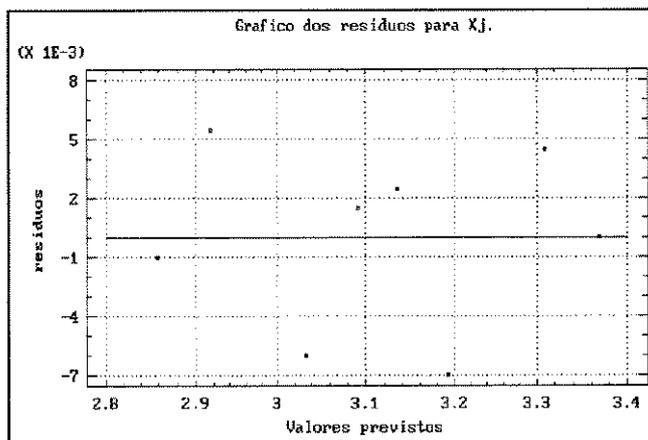


Figura 4.5

4.6 - Resultado do experimento para concentração de boro na superfície.

A estimativa do efeito dos fatores na concentração é apresentada abaixo:

Tabela 4.9
(X E17)

média =	2.49788
TDR =	3.25E-3
TPD =	0.45475
PRC =	-2.68525
TDRXTVPD =	-2.75E-3
TDRXPRC =	0.01525
TPDXPRC =	-0.18225
TDRXTPDXPRC =	3.25E-3

A figura 4.6 apresenta o gráfico normal para o experimento.

Nota-se uma forte influência do **processo = -2.7**, seguida pelo **tempo de pré deposição = 0.45** e uma ligeira influência da **interação**

entre o tempo de pré deposição e o processo = -0.18.

A influência dos outros fatores confunde-se com o erro experimental.

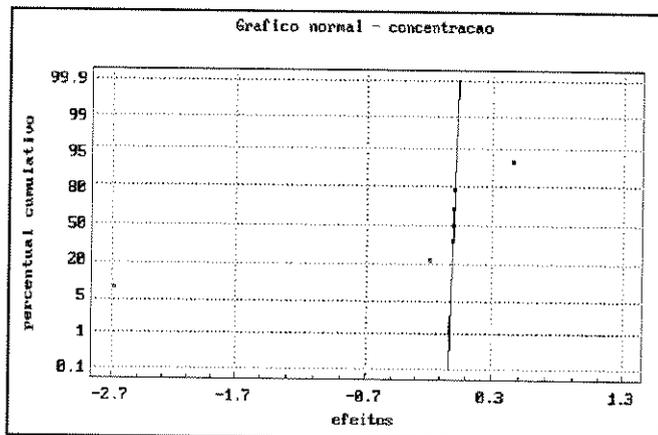


Figura 4.6

Pode-se perceber, neste caso, o surgimento de uma interação significativa, a interação entre o tempo de pré deposição e o tipo de processo. Quando existem interações entre fatores, a análise não pode ser efetuada com base no nível de cada fator individualmente, mas sim nas combinações dos níveis dos fatores que interagem.

A análise de variância para o experimento é apresentada na tabela 4.10.

Tabela 4.10
Análise de variância para concentração

Fonte de variação	Soma dos quadrados	GL	Média quadr.	Teste F	N. signif.
EFEITOS PRINCIPAIS	14.834751	3	4.944917	1000.000	.0000
tdrivein	.000021	1	.000021	.126	.7492
predep	.413595	1	.413595	1000.000	.0000
processo	14.421135	1	14.421135	1000.000	.0000
INTERAÇÃO ENTRE FATORES	.0664301	1	.0664301	397.488	.0003
predep X processo	.0664301	1	.0664301	397.488	.0003
RESÍDUO	5.01375E-004	3	1.67125E-004		
TOTAL (CORR.)	14.901683	7			

Nota-se que a hipótese nula não pode ser descartada para o caso da temperatura de drive-in, ou seja, este fator não é significativo para a concentração de boro no superfície.

A tabela 4.11 apresenta as médias para cada fator.

Tabela 4.11
Tabela de médias para concentração

Nível	Nº rodadas	Média	Erro padrão (interno)	Erro Padrão (s estimado)	Intervalo de confiança para média (95%)	
tdrivein						
-1	4	2.4962500	.7924864	.0064638	2.4756792	2.5168208
1	4	2.4995000	.7834350	.0064638	2.4789292	2.5200708
predep						
-1	4	2.2705000	.7225642	.0064638	2.2499292	2.2910708
1	4	2.7252500	.8277932	.0064638	2.7046792	2.7458208
processo						
-1	4	3.8405000	.1839268	.0064638	3.8199292	3.8610708
1	4	1.1552500	.0788452	.0064638	1.1346792	1.1758208
predep X processo						
-1 -1	2	3.5220000	.0030000	.0091413	3.4929084	3.5510916
-1 1	2	1.0190000	.0090000	.0091413	.9899084	1.0480916
1 -1	2	4.1590000	.0090000	.0091413	4.1299084	4.1880916
1 1	2	1.2915000	.0095000	.0091413	1.2624084	1.3205916
Total	8	2.4978750	.0045706	.0045706	2.4833292	2.5124208

O efeito da interação entre dois fatores pode ser visualizado através do gráfico da figura 4.7. Neste gráfico é apresentada a influência do tempo de pré-deposição para os dois tipos de processo. Nota-se que a inclinação da curva difere para cada tipo de processo, portanto a interação entre os fatores existe, apesar de pequena, e a influência de cada fator no processo não pode ser analisada separadamente.

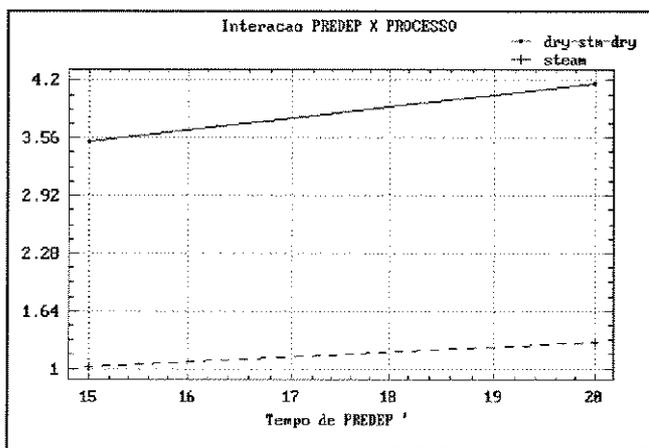


Figura 4.7

Os gráficos dos resíduos demonstram uma boa adequação do modelo. Podemos observar uma ligeira divergência do resíduo no gráfico de resíduo X valores ajustados, porém esta divergência não compromete o modelo.

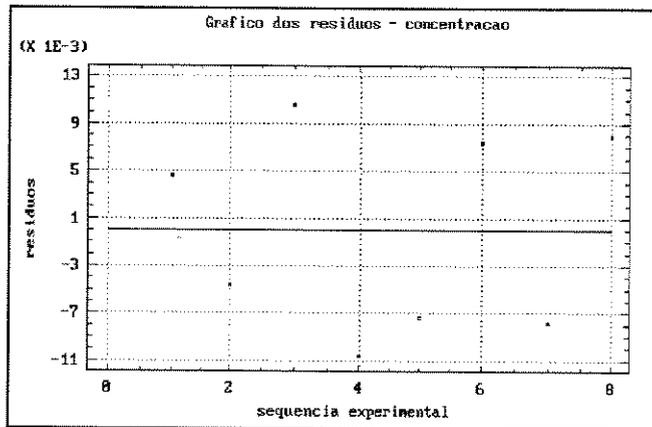


Figura 4.8

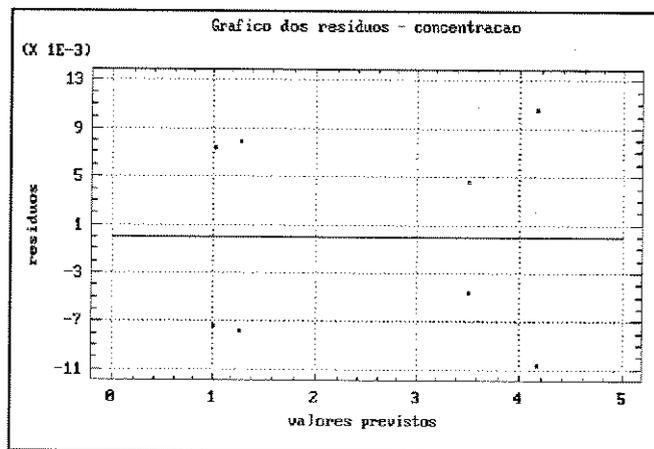


Figura 4.9

Aplicando-se o modelo matemático para estimar o valor da concentração de boro na superfície, obtemos o seguinte resultado para os fatores nos mesmos níveis do experimento anterior :

$$\begin{aligned} \text{concentração} &= 2.498 + (3.777 - 2.498) \\ \Rightarrow \text{conc.} &= 3.777 \text{ E17} \pm 0.04 \text{ E17} / \text{cm}^3 \end{aligned}$$

4.7 - Utilidades da metodologia

Além do fato do experimento possibilitar, com um pequeno número

de rodadas, uma estimativa muito boa dos resultados do processo, permite que o experimentador tenha uma visão muito clara da influência de cada fator nas médias das respostas observadas. Esta visibilidade facilita possíveis alterações de processo de forma consciente, por exemplo, a alteração da temperatura de drive-in é a melhor forma de alterar a profundidade de junção sem impactar a concentração superficial. O tempo de pré deposição e tipo de processo impactam significativamente ambas as variáveis resposta analisadas.

4.8 - Experimentos fatoriais fracionados e blocados.

[1, cap.3 e cap.4; 4, cap.12 e cap.13; 6, cap.10; 9, cap.7 e cap.8]

Nos casos observados até agora utilizaram-se experimentos fatoriais completos, ou seja, com todas as possíveis combinações entre os fatores. No caso de experimentos fatoriais com **n fatores em dois níveis**, o número total de experimentos será de 2^n . Nos casos anteriores, tínhamos três fatores com dois níveis cada, o que resultou em oito experimentos. Estes oito experimentos forneceram informações sobre a influência de cada um dos fatores principais e todas as possíveis interações entre eles.

Caso seja necessário um plano experimental com cinco fatores, seriam necessárias 32 rodadas para cobrir todas as combinações. Desta forma, teríamos informações sobre a influência de cada fator principal, das interações dois a dois, três a três, quatro a quatro e dos cinco fatores.

Na prática, não observamos interações significativas entre três ou mais fatores, desta forma, com um fatorial completo, estaríamos desperdiçando esforço experimental. Se considerarmos, a priori, que interações entre três ou mais fatores é ruído experimental, poderemos confundir o resultado destas interações com fatores principais e reduzir o número de experimentos, realizando um experimento fatorial fracionado.

O nível de fracionamento de um experimento fatorial é controlado pelo que chamamos de **resolução** do experimento. Uma resolução 4 significa que os fatores principais estão confundidos com interações de três fatores, as interações de dois fatores se confundem duas a duas e a interação de quatro está confundida com a média.

A tabela 4.12 apresenta um plano experimental com quatro fatores, realizado com apenas oito rodadas.

Tabela 4.12

rodada	a	b	c	d
(8)	-	-	-	-
(6)	+	-	-	+
(5)	-	+	-	+
(7)	+	+	-	-
(3)	-	-	+	+
(2)	+	-	+	-
(1)	-	+	+	-
(4)	+	+	+	+

A estrutura de confundimento para este experimento é apresentada na tabela 4.13.

Tabela 4.13

média + abcd
a + bcd
b + acd
c + abd
d + abc
ab + cd
ac + bd
bc + ad

Nota-se que este experimento pode apresentar resultados mascarados, pois as interações entre dois fatores, que eventualmente podem ser significativas, estão confundidas entre si. Este tipo de planejamento experimental pode ser utilizado caso saibamos, a priori, que as interações não são significativas, ou então utilizando experimento de confirmação para a verificação do modelo.

Outra técnica de planejamento experimental que precisa ser considerada é a blocagem dos experimentos. Este arranjo deve ser utilizado quando não é possível a aleatorização total do experimento. Neste caso efetua-se a aleatorização dentro de cada bloco.

A blocagem atua de forma a separar o experimento em partes distintas, efetuando a análise da influência dos fatores por bloco, evidenciando o efeito dos fatores dentro do bloco, permitindo ainda a comparação entre blocos.

A tabela 4.14 apresenta um plano experimental bloqueado.

Tabela 4.14

rodada	bloco	a	b	c	d
(13)	1	-	+	-	-
(2)	1	-	-	+	-
(12)	1	+	+	+	-
(9)	1	-	-	-	+
(6)	1	+	+	-	+
(1)	1	+	-	+	+
(7)	1	-	+	+	+
(8)	1	+	-	-	-
(10)	2	-	-	-	-
(15)	2	+	+	-	-
(11)	2	+	-	+	-
(3)	2	-	+	+	-
(4)	2	+	-	-	+
(14)	2	-	+	-	+
(5)	2	-	-	+	+
(16)	2	+	+	+	+

Como no caso do fracionamento do plano experimental, paga-se um preço pela blocagem: o confundimento de interações. No caso acima exemplificado, a influência dos blocos fica confundida com a interação dos quatro fatores, que na prática é irrelevante.

A escolha do plano experimental depende dos recursos disponíveis para o experimento ser executado, do nível de informação que se deseja do experimento e da experiência prévia da equipe que planeja e executa o experimento.

Cabe ressaltar que os planos experimentais apresentados até o momento tiveram como objetivo a análise da influência de fatores na média das variáveis resposta. Em nenhum momento foi efetuada análise da influência de fatores na variabilidade das variáveis resposta, o que pode ser relevante em um processo de fabricação.

Típicamente, o planejamento experimental clássico não se preocupa com análise de variabilidade, mas nada impede que isto seja feito, desde que sejam escolhidas variáveis resposta convenientes.

Capítulo 5 - Projeto de experimento com fatores em mais de dois níveis.

Experimentos realizados com fatores em dois níveis impõem a aplicação de um modelo linear à resposta do sistema. Algumas vezes pode ser importante a análise das características não lineares no comportamento de um determinado sistema, sendo necessária a utilização de experimentos com fatores em mais de dois níveis.

A utilização de três níveis permite a avaliação da componente quadrática, quatro níveis possibilitam a avaliação da componente cúbica e assim sucessivamente.

A figura 5.1 ilustra o conceito.

Deve-se ter em mente que o exagero na imposição do número de níveis dos fatores gera experimentos grandes, sendo fundamental uma avaliação da real necessidade deste procedimento.

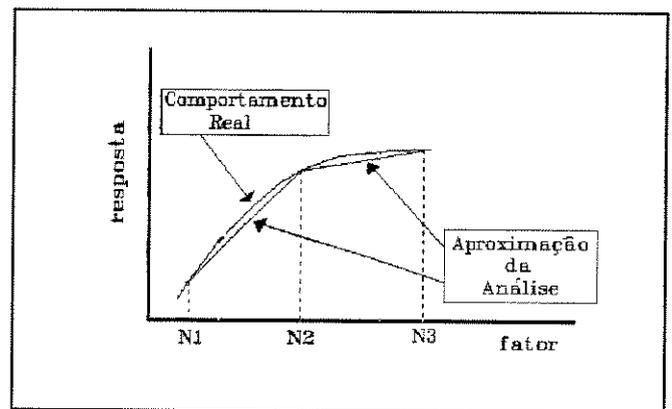


Figura 5.1

5.1 - Sistemas com n fatores a 3 níveis.

[1, cap.3; 6, cap.8; 15, cap.3; 18, cap.4]

O efeito de fatores com três níveis em uma dada variável resposta pode ser interpretado de diversas maneiras.

Representando-se os três níveis possíveis por 0, 1 ou 2, a resposta a cada nível pode ser expressa como o desvio da resposta média para cada um dos três níveis. Esta forma de interpretação, denotada por A_0 , A_1 , A_2 , impõe $A_0 + A_1 + A_2 = 0$.

Pode-se utilizar também a análise baseada em um determinado nível de controle, nível 0 por exemplo, comparando-se o desvio dos outros dois níveis alternativos em relação ao de controle. Pode ser

de interesse a análise da comparação entre os dois tratamentos alternativos, além da análise do desvio da média entre os tratamentos alternativos e o nível de controle. Esta abordagem fornece informação sobre a inclinação e curvatura da variável resposta.

$$A_L = (a_1 - a_2) \quad 5.I$$

$$A_Q = \frac{1}{2} (a_1 - 2a_0 + a_2) \quad 5.II$$

onde: A_L representa a inclinação da curva;
 A_Q representa a componente quadrática;
 a_i representa o valor da variável resposta no i ésimo nível.

Para cada fator em três níveis existem duas comparações linearmente independentes, sendo A_L e A_Q ortogonais.

O valor da variável resposta pode ser expressa como:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 X + \alpha_2 X^2 \quad 5.III$$

; onde X denota um dado nível do fator e Y a variável resposta.

Supondo-se um sistema com dois fatores A e B, cada um em três níveis igualmente espaçados, resulta em um sistema com oito graus de liberdade. Cada fator consome dois graus de liberdade, um para o efeito linear e outro para o quadrático, e a interação entre os fatores consome quatro graus de liberdade.

A tabela 5.1 apresenta o sistema de forma esquemática.

Tabela 5.1

$$\begin{aligned} A_L &= 1/3(a_2 - a_1)(b_0 + b_1 + b_2) \\ A_Q &= 1/6(a_1 - 2a_0 + a_2)(b_0 + b_1 + b_2) \\ B_L &= 1/3(a_0 + a_1 + a_2)(b_2 - b_1) \\ B_Q &= 1/6(a_0 + a_1 + a_2)(b_1 - 2b_0 + b_2) \\ A_L B_L &= 1/2(a_2 - a_1)(b_2 - b_1) \\ A_L B_Q &= 1/4(a_2 - a_1)(b_1 - 2b_0 + b_2) \\ A_Q B_L &= 1/4(a_1 - 2a_0 + a_2)(b_2 - b_1) \\ A_Q B_Q &= 1/8(a_1 - 2a_0 + a_2)(b_1 - 2b_0 + b_2) \end{aligned}$$

As nove combinações possíveis entre os fatores A e B podem ser organizadas conforme a tabela 5.2.

Tabela 5.2
nível de A

nível de B	x_1		
	(0,0)	(1,0)	(2,0)
	(0,1)	(1,1)	(2,1)
	(0,2)	(1,2)	(2,2)
	x_2		

Os efeitos do fator A são calculados, de modo semelhante ao caso de fatores em dois níveis, através das diferenças entre as médias entre as rodadas com $x_1=0$, $x_1=1$ e $x_1=2$. Os efeitos do fator B são calculados utilizando-se a mesma sistemática.

Destes cálculos resultam dois valores linearmente independentes para cada fator, correspondentes às diferenças entre as médias para cada nível e a média global do experimento.

Sobre a tabela 5.2 pode ser ajustado um quadrado greco-latino [6, cap.5; 9, cap.5], conforme apresentado na tabela 5.3, facilitando a interpretação das influências de cada fator e das interações entre fatores.

Tabela 5.3

A_α	B_β	C_γ
B_γ	C_α	A_β
C_β	A_γ	B_α

Os contrastes entre as colunas proporcionam a influência do fator A e entre as linhas temos a influência do fator B.

A comparação entre as letras latinas nos fornece dois graus de liberdade da interação AB:

$$\begin{aligned}x_1 + x_2 &= 0 \pmod{3}; \\x_1 + x_2 &= 1 \pmod{3}; \\x_1 + x_2 &= 2 \pmod{3}.\end{aligned}$$

Os dois graus restantes da interação são fornecidos pela comparação entre as letras gregas:

$$\begin{aligned}x_1 + 2x_2 &= 0 \pmod{3}; \\x_1 + 2x_2 &= 1 \pmod{3}; \\x_1 + 2x_2 &= 2 \pmod{3}.\end{aligned}$$

Os dois graus de liberdade relativos a $x_1 + x_2$ serão denotados por **AB**, sendo os relativos a $x_1 + 2x_2$ denotados por **AB**². Pode-se

notar que a interação quadrática apresenta duas formas, as quais são equivalentes:

$$\begin{aligned} x_1 + 2x_2 &\text{ denotada por } AB^2; \\ 2x_1 + x_2 &\text{ denotada por } A^2B. \end{aligned}$$

Neste trabalho será sempre usada a forma na qual o primeiro elemento da interação apresenta-se com grau unitário.

Seja X_i a média dos fatores X no nível i , $a_i b_j$ o valor da variável resposta para o fator A no nível i e B no nível j ; sendo μ a média global do experimento, pode-se escrever:

$$a_i b_j = \mu + A_i + B_j + AB_{(i+j) \pmod{3}} + AB^2_{(i+2j) \pmod{3}} \quad 5.IV$$

O desenvolvimento da equação acima nos proporciona a configuração da matriz experimental.

A verificação da ortogonalidade entre as colunas pode ser efetuada através do cálculo do produto interno entre duas quaisquer, conforme ilustrado na tabela 5.4 para alguns casos.

Tabela 5.4

	a0b0	a0b1	a0b2	a1b0	a1b1	a1b2	a2b0	a2b1	a2b2
A2-A0	-1	-1	-1	0	0	0	+1	+1	+1
B2-B1	0	-1	1	0	-1	1	0	-1	1

Uma vez que a soma dos produtos de cada coeficiente é zero, os contrastes são ortogonais.

5.2 - Generalização para sistemas com n fatores a p níveis.

A construção de arranjos experimentais ortogonais para um número grande de fatores a mais de dois níveis não pode ser tratada de forma intuitiva, conforme apresentado na primeira parte deste capítulo [1, cap.3].

Se o número de níveis p for um número primo e sendo o número de fatores n um inteiro, podemos lançar mão da teoria de **campos numéricos finitos** para o estudo do sistema. [1, cap.3; 13, cap.2 a cap.6]

A teoria de **campo de Galois** [1, cap.3; 13, cap.6] aplicada a um sistema com p^n elementos, sistema este fechado com $(p^n - 1)$ graus de liberdade, nos fornece as seguintes informações:

- a) Existem p^n possíveis combinações de tratamentos;
- b) O sistema pode ser dividido em $(p^n - 1)/(p - 1)$ grupos ortogonais, cada um deles com $(p - 1)$ graus de liberdade.

As informações acima são importantes para a definição da equação que permitirá a construção do arranjo experimental. O número de linhas do arranjo é definido pelo conjunto das possíveis combinações de tratamentos, sendo que cada grupo ortogonal corresponde a um fator, ou interação entre fatores.

Como exemplo, vamos abordar o arranjo 3^2 (2 fatores a 3 níveis). As informações que podemos obter através da teoria são:

- a) Será um arranjo experimental com nove linhas.
- b) O sistema pode ser dividido em quatro colunas ortogonais, com dois graus de liberdade cada, correspondendo a cada fator e às duas interações existentes entre eles.

Os grupos são:

- o fator A;
- o fator B;
- a interação AB;
- a interação AB^2 .

O equacionamento dos valores observados em função dos níveis dos fatores já foi apresentado anteriormente, quando o sistema foi descrito intuitivamente, correspondendo à **equação 5.IV**.

A matriz experimental é obtida a partir dos índices dos elementos da equação 5.IV, para cada combinação $i j$ de tratamento.

O arranjo experimental assume a seguinte forma:

i	j	A	B	AB	AB^2
0	0	0	0	0	0
0	1	0	1	1	2
0	2	0	2	2	1
1	0	1	0	1	1
1	1	1	1	2	0
1	2	1	2	0	2
2	0	2	0	2	2
2	1	2	1	0	1
2	2	2	2	1	0

Este arranjo experimental permite a análise de dois fatores a três níveis e suas interações. A interação das colunas 1 e 2 aparece nas colunas 3 e 4. Desprezando-se os efeitos das interações, pois neste caso ocorrerá o confundimento entre todas as interações e os fatores principais, pode-se utilizar este arranjo para a análise de quatro fatores a três níveis. Cabe ressaltar que este arranjo é equivalente ao L9 de Taguchi [15 apêndice C].

De forma genérica, podemos gerar qualquer sistema p^n :

a) Serão geradas p^n combinações de tratamentos definidos por:

$$a_i b_j \dots n_k ;$$

$$\begin{array}{l} i \in [0, 1, \dots, (p - 1)] \\ j \in [0, 1, \dots, (p - 1)] \\ \vdots \\ k \in [0, 1, \dots, (p - 1)] \end{array}$$

b) Os $(p^n - 1)/(p - 1)$ grupos ortogonais de $(p - 1)$ graus de liberdade gerados serão definidos pelas combinações:

$$A^{\alpha_i} B^{\alpha_j} \dots N^{\alpha_k} ;$$

$$\alpha_i, \alpha_j, \dots, \alpha_k \in [0, 1, \dots, (p-1)] \mid \text{primeiro } \alpha \neq 0 \Rightarrow \alpha = 1 ; \sum \alpha \neq 0$$

c) As relações entre os valores observados para cada combinação e os níveis dos grupos será:

$$a_i b_j \dots n_k = \mu + \sum A^{\alpha_i} B^{\alpha_j} \dots N^{\alpha_k}_{(\alpha_i x_i + \alpha_j x_j + \dots + \alpha_k x_k) \text{ (modulop)}} \quad 5.V$$

A matriz experimental será gerada tomando-se o índice de cada um dos grupos para cada um dos possíveis tratamentos.

O arranjo experimental gerado será igual ou equivalente a qualquer outro arranjo para o mesmo campo finito.

5.3 - Planos ortogonais para efeitos principais.

Quando as interações entre fatores são desprezíveis, podem-se utilizar os arranjos ortogonais conforme apresentados anteriormente para a avaliação de um maior número de fatores.

Tal procedimento consiste na alocação de fatores a serem

estimados nas colunas correspondentes às interações [1, cap.4; 15, cap.7].

Para planos experimentais simétricos, onde todos os fatores estão presentes com o mesmo número de níveis, $(s^n - 1)/(s - 1)$ fatores com s níveis podem ser acomodados em um arranjo com s^n combinações de tratamentos; $s = p^m$, onde p é primo [1, cap.4].

Conforme citado no item 5.2, o arranjo obtido para dois fatores em três níveis pode ser utilizado para a análise de quatro fatores em três níveis, desde que as colunas três e quatro do arranjo acomodem os fatores adicionais.

Existe ainda a possibilidade de se utilizar planos experimentais aumentados, onde $2xs^n$ tratamentos podem acomodar $[2x(s^n - 1)/(s - 1) - 1]$ fatores.

Para planos experimentais objetivando a estimativa apenas dos efeitos principais, a condição necessária e suficiente para garantir a ortogonalidade entre cada vetor e a média do experimento, consiste na ocorrência de cada nível de cada fator em combinação com os outros níveis dos outros fatores em frequência proporcional [1, cap.4].

A condição da frequência proporcional permite a criação de uma nova classe de planos experimentais, os **planos experimentais assimétricos**, onde os fatores não ocorrem todos com o mesmo número de níveis [1, cap.4].

Pode haver a necessidade de se avaliar t_1 fatores a s_1 níveis, t_2 fatores a s_2 níveis, ... até t_k fatores a s_k níveis. Com s_1^n combinações experimentais, onde s_1 é um primo ou potência de primo, pode ser gerado um plano $s_1^{t_1} \times s_2^{t_2} \times \dots \times s_k^{t_k}$, desde que:

- a) $s_1 > s_2 > \dots > s_k$;
- b) $\sum t_i \leq (s_1^n - 1)/(s_1 - 1)$.

A técnica consiste na construção de um plano ortogonal s_1^n , e posteriormente colapsar t_2 fatores de nível s_1 para nível s_2 e assim sucessivamente até t_k fatores de nível s_1 para nível s_k .

Os s_1 níveis são colapsados através de uma correspondência com sobra para os s_i níveis.

Se para algum s_i , $s_i = s_1^m$, s_i pode ser colapsado em:

$t_i = (s_i - 1)/(s_1 - 1)$ fatores, com s_i níveis cada e com s_1^m combinações de tratamentos.

Como exemplo podemos tomar um arranjo experimental com quatro fatores em três níveis e nove combinações experimentais, a partir do qual podemos gerar um arranjo com dois fatores em dois níveis e dois fatores em três níveis ($2^2 \times 3^2$). Cada um dos dois primeiros

fatores em três níveis é colapsado para dois níveis através da seguinte correspondência com sobra:

3 níveis		2 níveis
0	-----	0
1	-----	1
2	-----	0

A substituição da correspondência no arranjo original gera o arranjo desejado:

A	B	C	D
0	0	0	0
0	1	1	2
0	0	2	1
1	0	1	1
1	1	2	0
1	0	0	2
0	0	2	2
0	1	0	1
0	0	1	0

A utilização de correspondência com sobra na redução de níveis gera um plano com freqüência proporcional de combinações de níveis, no entanto os números de ocorrências dos níveis não são necessariamente iguais. Os devidos cuidados devem ser tomados nas análises estatísticas para garantir que o número correto de graus de liberdade esta sendo ponderados nas estimativas.

Resta ainda ressaltar que os planos experimentais para efeitos principais podem ser blocados, bastando para isto, a utilização de um dos fatores para a definição dos blocos, da mesma forma que os planos menos fracionados.

Deve-se ter sempre em mente que arranjos apenas para efeitos principais são arranjos altamente fracionados, portanto a estimativa do erro experimental somente poderá ser obtida a partir de uma experiência prévia, ou então de efeitos principais não significativos.

5.4 - Utilização de arranjos altamente fracionados.

A utilização de planos experimentais apenas para efeitos principais, arranjos altamente fracionados, começou a tornar-se popular nos anos 60.

Esta popularidade deveu-se à introdução dos conceitos de planejamento experimental nos programas de pesquisa espacial e na indústria japonesa, através de Genichi Taguchi.

Taguchi contribuiu de forma importante na divulgação da metodologia pois, entre outras coisas, publicou uma série de arranjos experimentais, e divulgou a forma de utilizá-los. Desta maneira, simplesmente através de consulta, pode-se escolher um dos arranjos padrões, sem ter a necessidade de gerá-los.

Existe um perigo inerente na utilização dos arranjos padrões, pois um usuário não atento pode desconsiderar eventuais interações entre fatores, ou então ter dificuldades na alocação de colunas para estimativa de tais interações.

Outro ponto que deve ser lembrado é que a análise de Taguchi não se restringe às influências dos fatores na média do processo, bem como não leva em conta as influências de ordem superior a um.

Capítulo 6 - Avaliação da variabilidade em projetos de processo e produto.

A variabilidade que as características esperadas como resposta de um processo ou produto apresentam, apesar destas características terem valores médios adequados, pode tornar o processo ou produto inviáveis.

Durante as atividades de teste e avaliação, a análise de variabilidade é uma atividade mandatória, e nem sempre simples.

Arranjos experimentais, com variáveis resposta adequadamente definidas, são ferramentas muito importantes neste tipo de análise.

A seguir discutiremos uma variante da metodologia apresentada anteriormente.

6.1 - O método de Taguchi.

O objetivo de um projeto de engenharia, bem como a maior parte do trabalho de pesquisa e desenvolvimento, é produzir desenhos, especificações e outras informações relevantes necessárias para a fabricação de produtos que satisfaçam os requisitos dos clientes. O conhecimento da fenomenologia científica, a experiência com projetos e fabricação de produtos similares constituem a base da atividade do projeto de engenharia.

A figura 6.1 apresenta de forma esquemática o processo de criação de produtos [15, cap.1].

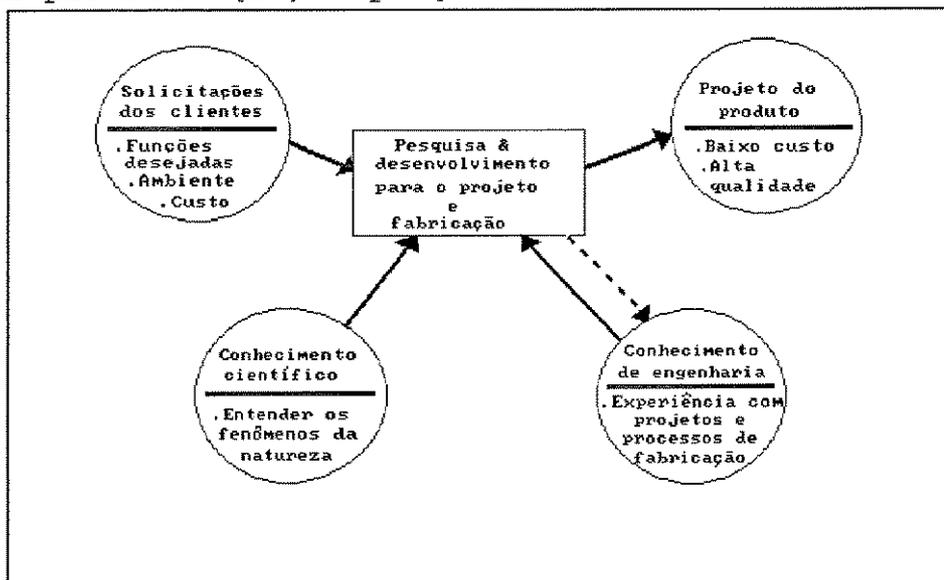


Figura 6.1

No entanto, novas decisões precisam ser tomadas no que se refere a arquitetura do produto, parâmetros do produto, arquitetura do processo de fabricação e parâmetros do processo de fabricação.

Eficiência na geração destas informações é a chave para satisfazer as janelas de mercado, mantendo os custos de desenvolvimento e fabricação baixos, e obtendo produtos de alta qualidade.

PROJETO ROBUSTO é uma metodologia de engenharia para aumentar a produtividade durante as etapas de pesquisa e desenvolvimento, tanto de produto quanto de processo de fabricação.

6.2 - Retrospectiva histórica.

[15, cap.1]

Quando o Japão iniciou o seu esforço de reconstrução após a segunda guerra mundial, verificou-se a quase inexistência de matéria-prima de boa qualidade, equipamentos de fabricação de boa qualidade e de engenheiros com bom nível de conhecimento.

O desafio era **produzir** produtos de alta qualidade para o mercado internacional, e **continuar a produzi-los** nestas circunstâncias.

Para fazer frente a este desafio, o governo japonês desenvolveu um programa global de qualidade, sendo o Engenheiro Genichi Taguchi designado para a definição da metodologia a ser empregada. Taguchi na época era o gerente da NTT, responsável pelo desenvolvimento de equipamentos de telecomunicações.

As pesquisas de Taguchi entre os anos 1950 e 1960 levaram a fundamentação do PROJETO ROBUSTO e a validação da sua filosofia básica, através da aplicação no desenvolvimento de muitos produtos.

Em reconhecimento as suas contribuições na área de qualidade, Taguchi recebeu o prêmio Deming individual no ano de 1962.

A metodologia denominada PROJETO ROBUSTO utiliza como ferramenta de análise, os projetos de experimento da estatística, originado dos trabalhos de Fisher na Inglaterra em 1920. A inovação proposta consiste na introdução da **função perda** e nas técnicas de **minimização desta função**.

Não é possível abordar o trabalho de Taguchi senão pelo prisma da qualidade, principalmente pela maneira que ele define qualidade.

6.3 - Definição de qualidade.

Qualidade pode ter muitas diferentes definições, dependendo de quem a define.

Neste trabalho, qualidade é definida como:

"...cada produto apresenta o objetivo de performance prometida cada vez que é usado, dentro de todas as condições de operação desejadas, ao longo de toda a sua vida pretendida e sem nenhum efeito colateral danoso." [20, cap.1]

A qualidade é medida da seguinte forma:

"...nós medimos a qualidade de um produto em termos do custo total imposto à sociedade devido às variações funcionais e aos efeitos colaterais danosos." [20, cap.1]

Em condições de qualidade ideal, o custo deveria ser zero; quanto maior o custo, menor a qualidade.

A definição de qualidade esta atrelada ao custo, portanto é fundamental a identificação dos elementos de custo de um produto:

a) Custo de operação: custo da energia necessária para operar o produto, controle ambiental, inventário de peças de reposição, suporte de manutenção etc;

b) Custo de fabricação: equipamentos de fabricação, máquinas, matéria-prima, salário do trabalhador, perdas de processo, retrabalho etc;

c) Custo de pesquisa e desenvolvimento: tempo de desenvolvimento, recursos de laboratório, salário de engenheiros.

Observa-se que o custo de desenvolvimento mais custo de manufatura são pagos pelo produtor e repassados ao consumidor através do preço de venda.

O custo de operação é pago diretamente pelo consumidor, tendo uma influência muito grande na **sensação de qualidade** que o produto transmite.

Cabe ressaltar que a etapa de pesquisa e desenvolvimento define o custo de fabricação e de operação. A etapa de fabricação pode ter alguma influência no custo de operação. No entanto, não existe maneira direta do fabricante definir o custo de operação.

6.4 - Princípios da engenharia de qualidade.

O ciclo de vida de um produto pode ser dividido em duas partes:

- a) antes de ser vendido ao cliente;
- b) depois de ser vendido ao cliente.

Todos os custos ocorridos antes de ser vendido ao cliente são adicionados ao custo de fabricação. **Todos os custos ocorridos após a venda ao cliente são considerados perda de qualidade direta.**

A engenharia de qualidade tem a obrigação de minimizar os custos ocorridos em ambas as etapas da vida do produto.

É importante ressaltar que produto de alta qualidade (baixa perda de qualidade) não significa alto custo unitário de fabricação. A simples utilização de componentes de alto custo na fabricação não implica na geração de produto de alta qualidade. É justamente neste "jogo" que a metodologia de PROJETO ROBUSTO apresenta a sua eficácia.

6.5 - Interpretação das tolerâncias em engenharia.

Exemplo da densidade de cores em aparelhos de TV [7, cap.3]:

Distribuições da característica de qualidade "densidade de cor" de duas fábricas de televisores Sony.

A fábrica localizada nos Estados Unidos aplicava o conceito passivo de qualidade adequada, utilizando inspeção após fabricação como método de controle de qualidade.

A fábrica do Japão aplica o conceito de projeto robusto de processo de fabricação, sendo este um enfoque proativo de qualidade.

A inspeção após fabricação, tipicamente, resulta em uma distribuição uniforme das características de qualidade. A aplicação do projeto robusto gera uma distribuição fortemente concentrada em

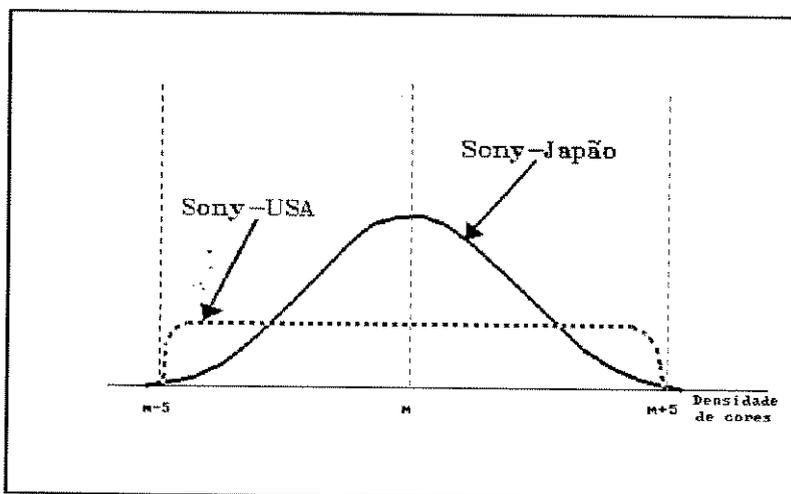


Figura 6.2

valores próximos ao objetivo.

A esmagadora preferência dos consumidores pelas TVs da Sony japonesa, nos leva a crer que a tolerância não é um conceito abrupto como costumamos tratá-la. Produtos que se enquadram dentro dos limites de tolerância também impõem perda de qualidade, uma perda que é visível ao cliente e pode ter influência desfavorável nas vendas do produto e na reputação do fabricante.

As especificações de engenharia são descritas da forma $m \pm \delta$, o que não quer dizer que toda a faixa $m - \delta$ a $m + \delta$ seja igualmente boa para o cliente, e, assim que a faixa é excedida, o produto fica imediatamente ruim para o cliente, como sugere a figura 6.3.

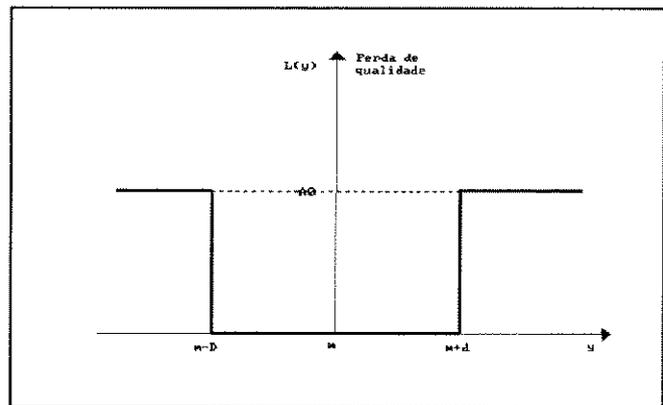


Figura 6.3

A problemática descrita acima nos induz a pensar em uma função perda de qualidade contínua, cujo valor aumenta conforme a característica se desvia do valor objetivo especificado.

A figura 6.4 ilustra uma possível função contínua de perda de qualidade.

Quanto maior o desvio em relação ao valor objetivo, maior a perda. O limite A_0 de perda de qualidade representa o limite de tolerância, significando uma intervenção para manutenção ou substituição do produto.

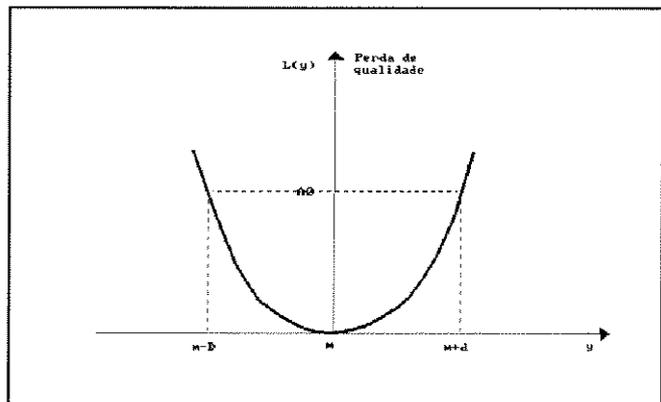


Figura 6.4

6.6 - A função perda quadrática.

A função perda quadrática [20, cap.2; 15, cap.2] pode aproximar significativamente a perda de qualidade na maioria das situações. Esta análise foi efetuada através do levantamento de muitas funções perda, expandindo-as em série de Taylor, tomando-se até o termo quadrático da função. O resíduo observado não foi significativo na grande maioria dos casos.

A perda de qualidade é dada por:

$$L(y) = K(y-m)^2 \quad 6.1$$

K é uma constante chamada de coeficiente de perda de qualidade.

Na prática, não é fácil a determinação do valor de **K**; no entanto podemos observar que a função perda será zero se não existir desvio com relação ao valor objetivo.

A função perda aumenta lentamente quando o desvio está próximo do objetivo, no entanto o acréscimo vai se acentuando com o afastamento.

A equação da perda de qualidade não implica que cada cliente que receber um produto com **y** de valor de uma dada característica de qualidade vai ter uma perda **L(y)**. A interpretação é que a perda média para estes clientes terá o valor **L(y)**. A perda de um cliente individual vai obviamente depender do cliente, e pode diferir do valor **L(y)**.

6.7 - As variações da função perda quadrática. [15, cap.5]

A função perda, da forma que foi apresentada até o momento, supõe que o objetivo é um valor finito, e a perda é simétrica em relação ao objetivo. No entanto, existem variações nas definições das funções perda, de tal forma que os diferentes problemas da vida prática possam ser analisados através desta metodologia.

Os tipos de características são:

a) Quanto menor melhor - quando o valor ideal é zero, porém a característica nunca pode assumir valores negativos. Fuga de irradiação em um forno de microondas, consumo de combustível em um automóvel etc. A figura 6.5 ilustra este tipo de função.

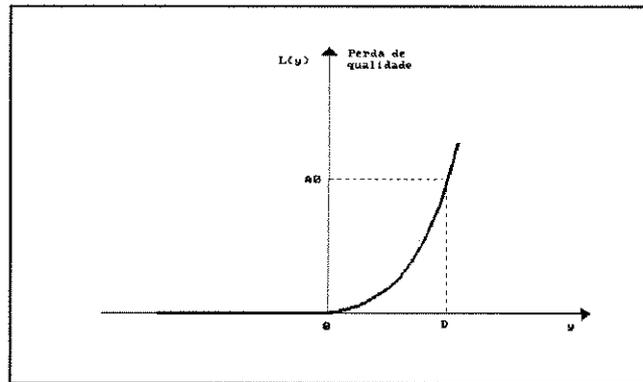


Figura 6.5

b) Quanto maior melhor - Quando zero seria o pior valor que a característica poderia assumir, esta característica também nunca pode assumir o valor zero. Força de adesão de um dado adesivo, ganho em potência de um amplificador etc. A figura 6.6 ilustra este tipo de função.

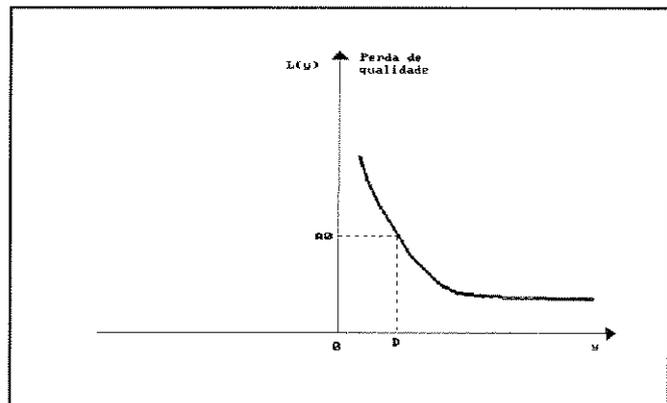


Figura 6.6

c) Nominal é melhor - Quando o valor objetivo é finito, positivo e diferente de zero, podendo ou não existir assimetria em torno do valor objetivo. Dimensão de um dado componente mecânico, valor de um componente eletrônico etc. A figura 6.7 ilustra este tipo de função.

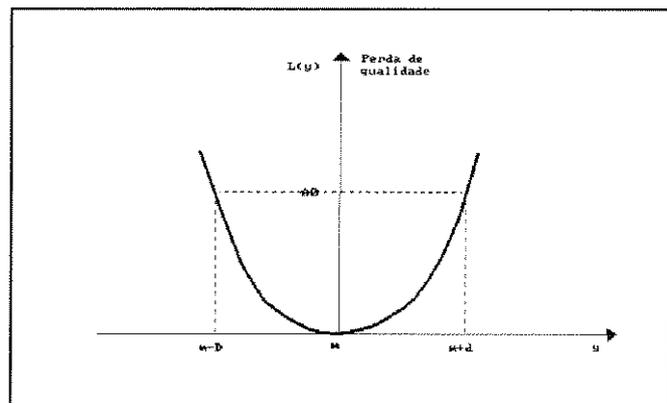


Figura 6.7

6.8 - Fatores de ruído -causas de variações.
[20, cap.2]

O desempenho de um produto, conforme medido pela característica de qualidade, varia no campo devido a uma variedade de causas, chamadas de ruído, e podem ser classificadas conforme abaixo:

a) Ruído externo - O ambiente em que o produto é operado e a carga a qual o produto está sujeito. (Temperatura, umidade, poeira, tensão de alimentação, erro humano, número de solicitações simultâneas, período de tempo de exercício etc);

b) Variação de unidade para unidade - Variação a qual é inevitável no processo de fabricação. (Valor de um resistor em um circuito, temperatura da máquina de solda etc);

c) Deterioração - Variação nas características de qualidade ao longo do tempo de uso. (Intensidade de cor em tubo de TV, desmagnetização de fita de gravador etc).

Conforme discutido anteriormente, o princípio fundamental do projeto robusto é a melhoria da qualidade, através da minimização dos efeitos dos ruídos.

6.9 - Perda média de qualidade.
[20, cap.2; 18, cap.1]

Em virtude da existência dos fatores de ruído, a característica y de um produto varia entre unidades produzidas, e ao longo do tempo de uso de cada produto.

Avalia-se então não a perda de qualidade puntual, mas sim a perda média de qualidade em função de uma distribuição da característica y sobreposta a função perda de qualidade.

A figura 6.8 representa graficamente este conceito.

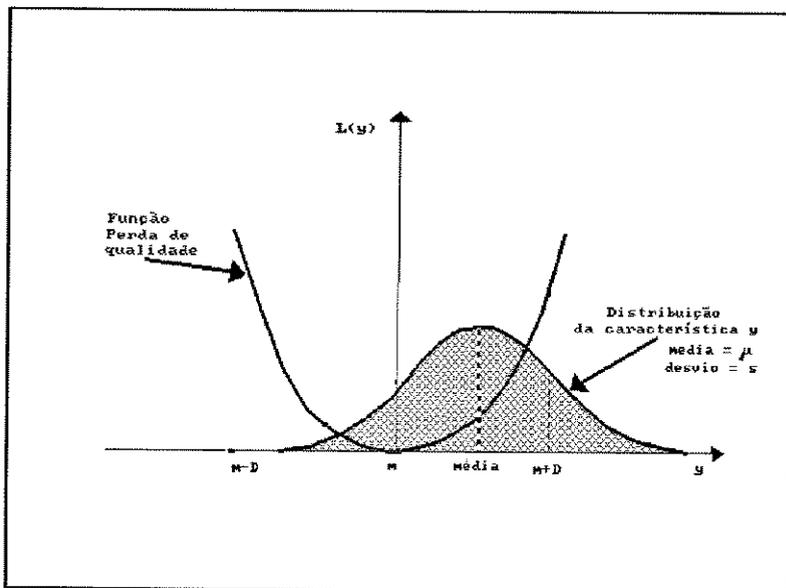


Figura 6.8

A perda média de qualidade é dada por:

$$Q = \frac{1}{n} [L(y_1) + L(y_2) + \dots + L(y_n)] \quad 6.II$$

Substituindo-se a perda de qualidade (6.I) na equação acima, tem-se:

$$Q = \frac{K}{n} [(y_1 - m)^2 + (y_2 - m)^2 + \dots + (y_n - m)^2] \quad 6.III$$

Desenvolvendo-se os termos de 6.III:

$$Q = k \left[\frac{y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_n^2}{n} - 2 \times m \times \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} + m^2 \right] \quad 6.IV$$

Para realçar o efeito do deslocamento da média, 6.IV pode ser escrita da forma abaixo:

$$Q = k \left[\left(\frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} \right)^2 - 2 \times m \times \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} + m^2 + \frac{y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_n^2}{n} - \left(\frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} \right)^2 \right] \quad 6.V$$

Que pode ser simplificada para:

$$Q = k \left[\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - m \right)^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right] \quad 6.VI$$

Em 6.VI já pode ser observada a influência do deslocamento da média na função perda, no entanto para realçar a influência da variabilidade, será necessário mais um rearranjo na equação:

$$Q = K \left\{ (\mu - m)^2 + \frac{1}{n} [y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_n^2 - 2 \times \frac{(y_1 + y_2 + \dots + y_n)^2}{n} + n \times \left(\frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} \right)^2] \right\}$$

6.VII

$$Q = K \left\{ (\mu - m)^2 + \frac{1}{n} [(y_1 - \mu)^2 + (y_2 - \mu)^2 + \dots + (y_n - \mu)^2] \right\} \quad 6.VIII$$

Para n suficientemente grande, ficam evidentes as influências do deslocamento da média e da dispersão:

$$Q=K[(\mu-m)^2+\frac{n-1}{n}\times\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n(y_i-\mu)^2)] \quad 6.IX$$

$$Q=k[(\mu-m)^2+s^2] \quad 6.X$$

Onde μ = média da distribuição de y ;
 s = desvio padrão da distribuição de y ;
 m = valor objetivo para a característica y .

Nota-se uma componente devido ao deslocamento da média da distribuição em relação ao valor objetivo, e outra devido a dispersão desta distribuição.

6.10 - A classificação dos fatores : diagrama P.

A figura 6.9 esquematiza a classificação dos fatores que atuam em produtos ou processos [15, cap.2].

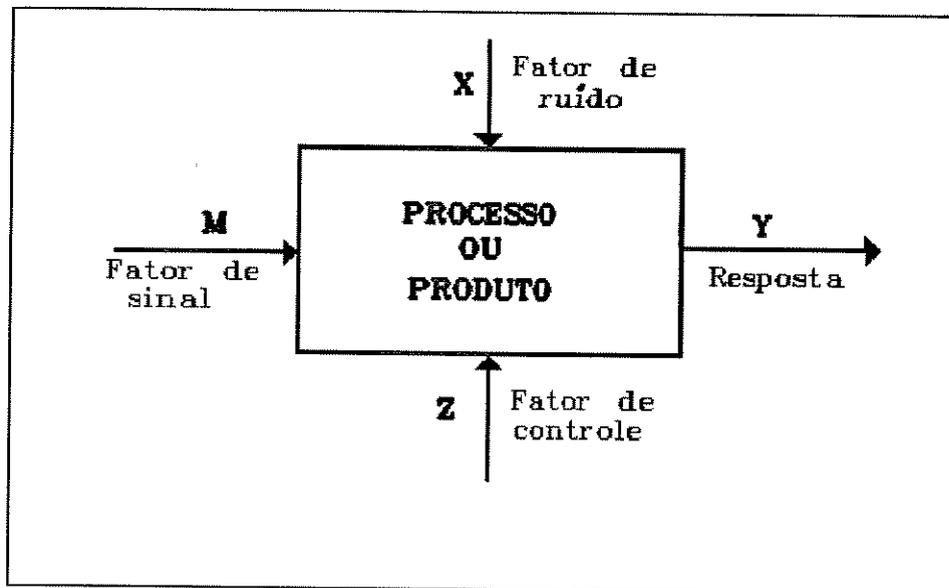


Figura 6.9

a) Fatores de sinal (M) - Parâmetros ajustados pelo usuário ou operador do produto para definir o valor desejado da resposta. O ângulo de giro do volante do carro para determinar o raio de curvatura, a velocidade de rotação de um ventilador para determinar

a quantidade de brisa, a posição do "dial" de um rádio para sintonizar uma dada estação etc;

b) Fatores de ruído (X) - Parâmetros que não podem ser controlados pelo projetista. Apenas as características estatísticas destes parâmetros são conhecidas do projetista. Temperatura de uso, vibrações etc;

c) Fatores de controle (Z) - Parâmetros que podem ser especificados livremente pelo projetista. Ganho de transistor, valor de resistor, relação de redução em engrenagens etc.

6.11 - O problema do projeto de engenharia.

Consideremos que a estratégia ideal de otimização de um produto consista na minimização do custo de fabricação, garantindo a produção de produtos dentro do objetivo de qualidade definido.

Este é um problema de engenharia difícil e nebuloso. São inúmeros os parâmetros e respostas cujas relações devem ser levantadas experimentalmente; as magnitudes dos ruídos não são conhecidas antes da produção e vida do produto em campo. Os níveis ideais de cada fator e sua influência no produto precisam ser determinados.

Para facilitar o trabalho, o problema pode ser abordado com base na seguinte estratégia [7, cap.3 e cap.5; 20, cap.4 a cap.6; 15, cap.4]:

a) Projeto conceitual - Uma grande variedade de arquiteturas pode ser estudada, as mais promissoras podem ser comparadas através de simulações. A topologia de um circuito, a arquitetura de um software ou base de dados etc;

b) Projeto de parâmetros - O melhor valor de cada parâmetro é determinado, de tal forma a reduzir o custo de fabricação e a perda de qualidade. Nesta etapa, as avaliações podem ser efetuadas através de simulações e/ou protótipos do produto em ambiente controlado de laboratório. Os valores dos resistores, a temperatura do forno, etc.

c) Projeto de tolerâncias - Esta etapa somente pode ser iniciada após a definição dos valores ideais dos fatores de controle (etapa b). Com base nos resultados obtidos de sensibilidade das características de qualidade em função de cada fator, um balanceamento entre redução de custo devido a relaxamento de tolerância e perda de qualidade é efetuado.

A metodologia de **projeto robusto** enfoca principalmente o **projeto de parâmetros**. O projeto conceitual está fortemente atrelado ao fator experiência e criatividade, sendo que o projeto de tolerâncias é basicamente uma decisão de estratégia de marketing tomada sobre o projeto de parâmetros.

6.12 - Eficácia da atuação X etapas de realização de produto.

A tabela 6.1 apresenta, de forma organizada, o impacto da aplicação da metodologia de projeto robusto, ao longo de cada etapa de realização de produto [15, cap.2].

Tabela 6.1

Etapa de realização de produto	Atividade de controle	Habilidade em reduzir o efeito de ruídos			Comentários
		Externo	Unidade	Deterioração	
Projeto do produto	Conceitual	Sim	Sim	Sim	Inovações para reduzir sensibilidade aos ruídos
	Paramétrico	Sim	Sim	Sim	
	Tolerância	Sim	Sim	Sim	
Projeto do processo de fabricação	Conceitual	Não	Sim	Não	Inovações para reduzir variabilidade entre unidades
	Paramétrico	Não	Sim	Não	
	Tolerância	Não	Sim	Não	
Atividade de fabricação	Deteção e correção	Não	Sim	Não	Possibilidade de de deteção, correção e filtragem de problemas
	Controle preditivo	Não	Sim	Não	
	Filtragem	Não	Sim	Não	
Utilização pelo cliente	Garantia e reparo	Não	Não	Não	xxxxxxxxxxxx

Apesar de todos os esforços, alguns produtos defeituosos ainda podem ser embarcados para o cliente. A única maneira de se evitar danos ainda maiores à reputação do fabricante, é garantir um ótimo serviço de campo e compensar ao cliente as perdas causadas pelo produto defeituoso.

6.13 - Experimentos matriciais utilizando arranjos ortogonais.
[7, cap.3; 15, cap.7; 18, cap.3]

Os arranjos utilizados na metodologia de projeto robusto são basicamente os mesmos arranjos utilizados no projeto de experimento clássico; no entanto os arranjos são saturados, ou seja, as interações entre fatores não são levadas em consideração, a menos que sejam explicitadas. Esta forma de abordagem experimental possibilita uma redução bastante grande no número de experimentos quando comparada ao método clássico, porém pode ser extremamente perigosa se utilizada sem critério. Em outras palavras, o planejamento experimental robusto, utilizando os arranjos de Taguchi, deve ser feito sempre sob a supervisão de um especialista no assunto sob análise, que conheça a fenomenologia envolvida no estudo, além de exigir um experimento confirmatório para a validação da análise.

Outra diferença fundamental entre o enfoque robusto e clássico, é que no enfoque robusto avalia-se fundamentalmente os fatores que influem na variabilidade da característica em estudo em relação aos fatores de ruído. Esta forma de enfocar o problema exige a definição de uma figura de mérito para análise, chamada de RELAÇÃO SINAL/RUÍDO (S/R) [15, cap.5].

A S/R é definida basicamente como:

a) Para "nominal é melhor":

$$S/R=10 \times \log\left(\frac{\mu^2}{\sigma^2}\right) \quad 6.III$$

b) Para "maior é melhor":

$$S/R=-10 \times \log\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y^2}\right) \quad 6.IV$$

c) Para "menor é melhor":

$$S/R=-10 \times \log\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y^2\right) \quad 6.V$$

A relação logarítmica é utilizada visando aumentar a aditividade entre os fatores [15, cap.6].

A maximização da S/R implica na minimização da variabilidade do processo.

O estudo simultâneo da influência dos fatores na média do processo nos permite determinar qual ou quais fatores que influenciam a média sem alterar a relação S/R, sendo estes utilizados como fatores de controle no processo, centralizando o valor médio da distribuição.

Observa-se que esta metodologia permite, quando devidamente empregada, a redução da perda média quadrática através da redução da variabilidade da característica e centralização da distribuição.

Cabe resaltar que a S/R na forma proposta por Taguchi, bem como a redução da perda média quadrática, não tem validade genérica [7, cap. 12]. Distorções do resultado esperado podem ocorrer devido ao ajuste da média e/ou com a aplicação de fator de escala no resultado obtido.

Capítulo 7 - Aplicação da metodologia.

Neste capítulo, são apresentados casos simulados de projetos de processos, onde são discutidas as condições de contorno com base nas limitações reais de processos industriais.

Problemas ligados à abordagem de diferentes casos comumente encontrados na indústria, bem como as possíveis formas de atuação em cada caso, são discutidos.

7.1 - Exemplo da fabricação de FET de junção.

Na fabricação de dispositivos bipolares, pode surgir a necessidade de se fazer FETs de junção, sendo a implantação iônica uma opção para a execução deste tipo de dispositivo [11, cap.2]. Este tipo de processo torna-se particularmente atrativo, uma vez que permite a colocação de uma quantidade muito bem controlada de cargas no canal.

A figura 7.1 ilustra este tipo de estrutura.

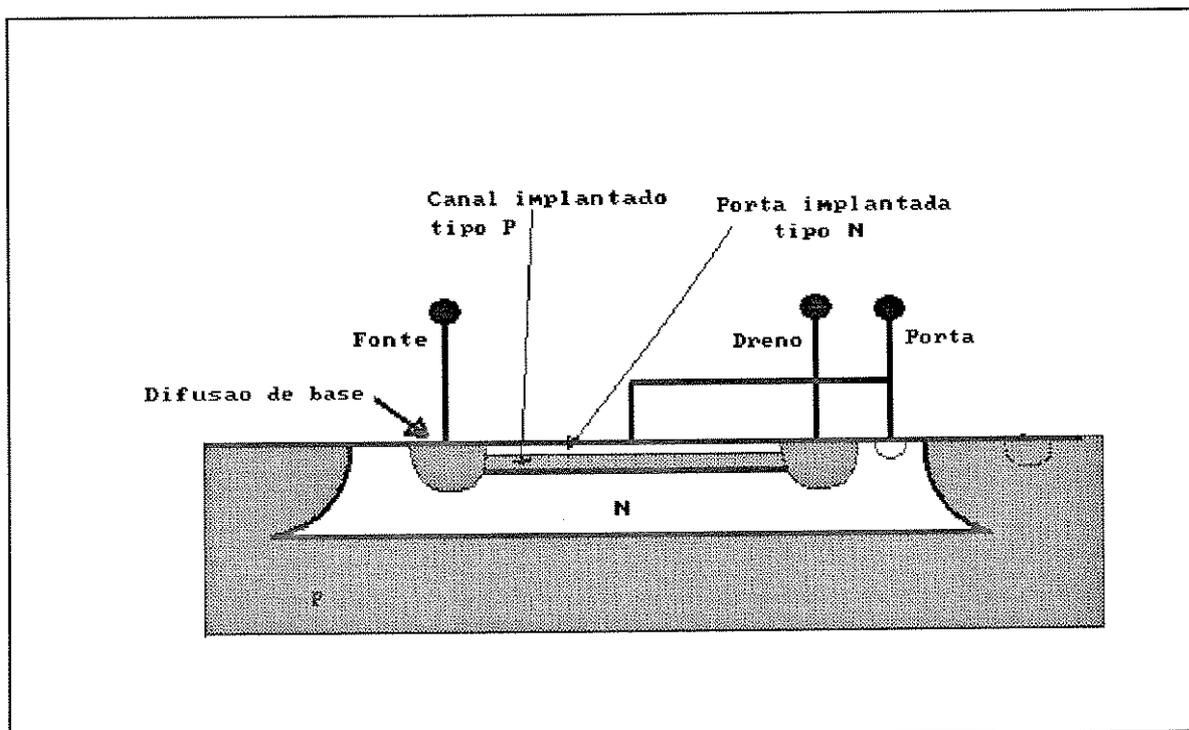


Figura 7.1

Nota-se que a parte superior da porta, tipo N no caso, também é fabricada através de implantação iônica, e pelo fato de ser uma

estrutura rasa, tem pouca influência no valor da tensão de pinch-off.

Pode-se imaginar que em um processo industrial envolvendo este tipo de estrutura seja desejável que as características básicas do canal sofram a menor variabilidade possível, tanto entre lâminas de um mesmo lote, quanto entre lotes.

Vamos propor um estudo **enfocando única e exclusivamente o aspecto variabilidade do canal**, supondo-se que possam haver pequenas diferenças nas resistividades das pastilhas processadas e nas temperaturas das etapas de forno relativas ao processo. O ruído neste experimento simulado é composto por duas combinações distintas de concentração do substrato e temperatura de difusão ($1E15 /CC$ & $T_{nominal} + 5^{\circ}C$; $3E15 /CC$ & $T_{nominal}$).

A característica de qualidade escolhida para análise será chamada de altura média de canal, medida da junção porta superior-canal, até o ponto em que a concentração de impurezas atinge metade do valor de pico no canal, conforme ilustrado na figura 7.2.

É importante ressaltar que o experimento **tem como objetivo o estudo apenas da variabilidade do processo**, não existindo nenhum compromisso com valores absolutos da concentração de pico, ou mesmo com a altura média do canal.

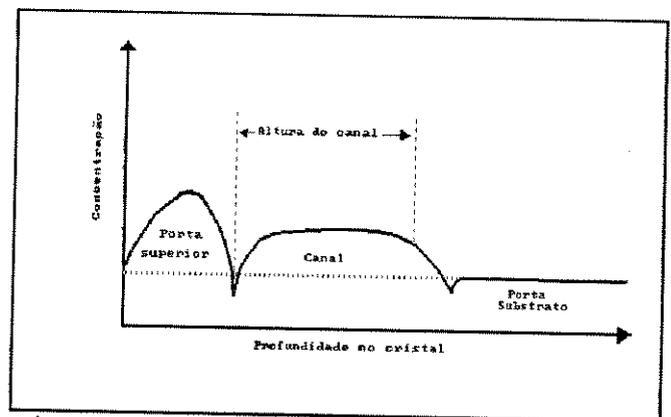


Figura 7.2

A ficha básica utilizada na simulação do processo é apresentada abaixo [12; 5, cap.5; 10, cap.2 a cap.6]:

Processo efetuado sobre uma pastilha N/P, orientação cristalográfica $\langle 100 \rangle$, com a camada epitaxial dopada com fósforo a uma concentração de 1×10^{15} átomos/CC.

Implantação do canal efetuada com boro, dose de 9×10^{11} átomos/cm², com uma energia de 100 KeV.

Etapa de difusão a $1100^{\circ}C$ por 30 minutos em ambiente de oxigênio seco.

Implantação da porta efetuada com fósforo, dose de 5×10^{11} átomos/cm², com uma energia de 120 KeV.

Recozimento efetuado a $950^{\circ}C$, por 20 minutos, em ambiente de oxigênio seco.

Nota-se que após a implantação do canal existe uma etapa de forno que não se limita ao recozimento para eliminação dos defeitos cristalográficos, mas também tem a função de efetuar a redistribuição da impureza implantada.

Vamos estudar a influência de quatro fatores de processo na **variabilidade** da altura média de canal, sendo os fatores apresentados na tabela 7.1.

Tabela 7.1

Fator	Descrição do fator	Nível 1	Nível 2	Nível 3
EN	Energia de implantação B	90KeV	100KeV	110KeV
TC	Temperatura de difusão B	1050°C	1100°C	1150°C
TI	Tempo de difusão B	25'	30'	35'
D	Dose de implantação B	7E11 /cm ²	9E11 /cm ²	1.1E11 /cm ²

Ajustando-se este experimento a uma matriz L9 de Taguchi e Wu [15 apêndice C], após as simulações, considerando os ruídos anteriormente descritos, a S/R do tipo "nominal é melhor" foi calculada, conforme apresentado na tabela 7.2.

Tabela 7.2

Exp. #	Número da coluna e fator designado				S/R (dB)
	1 EN	2 TC	3 TI	4 D	
1	1	1	1	1	19.527
2	1	2	2	2	18.122
3	1	3	3	3	16.248
4	2	1	2	3	22.044
5	2	2	3	1	16.650
6	2	3	1	2	16.281
7	3	1	3	2	21.894
8	3	2	1	3	21.189
9	3	3	2	1	14.305

A análise dos efeitos segue o mesmo procedimento empregado pelo método clássico, porém aplicado a uma função diferente da normalmente enfocada pelo método clássico, a relação S/R.

A tabela 7.3 apresenta o resultado da análise.

Tabela 7.3

Fator	Nível		
	1	2	3
EN	17.9656	18.3252	19.1294
TC	21.1550	18.6538	15.6114
TI	18.9992	18.1571	18.2638
D	16.8274	18.7658	19.8271
Média global = 18.4734 dB			

No entanto, fica mais fácil efetuar a análise gráfica da influência de cada um dos fatores, conforme ilustrado nas figuras 7.3 e 7.4.

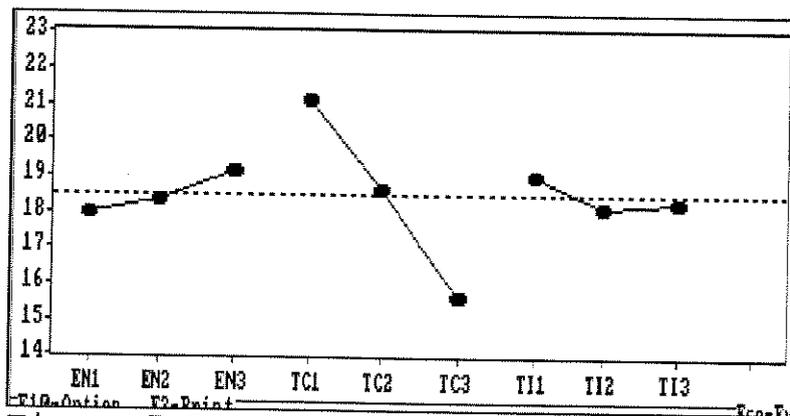


Figura 7.3

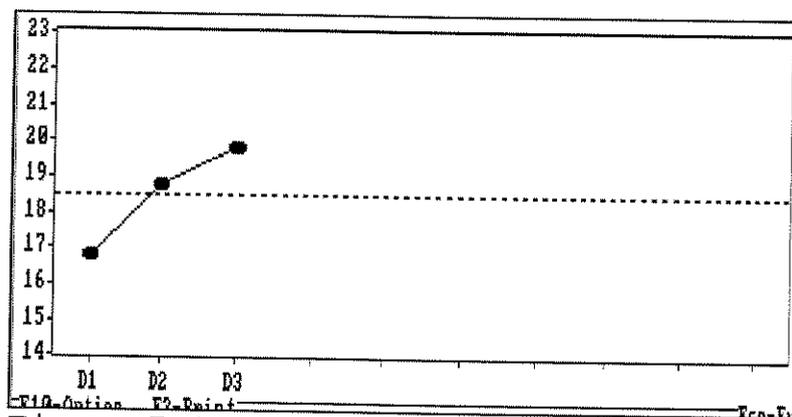


Figura 7.4

O principal objetivo em conduzir este experimento é otimizar o projeto do processo, determinando o melhor nível de cada um dos fatores. O nível ótimo de cada fator é o que leva à maior S/R dentro da região experimental.

A estimativa do resultado do processo, quando este estiver com os fatores ajustados nos níveis ótimos, pode ser obtida através do modelo aditivo, ou seja, somando-se as diferenças entre a S/R de cada fator para o dado nível e a S/R média global.

Este procedimento é extremamente perigoso, pois o experimento foi efetuado com base na hipótese de não interação entre fatores e o arranjo experimental escolhido, na forma em que foi utilizado, não permite a avaliação de interações entre fatores. Somente um experimento confirmatório pode avaliar a validade do modelo empregado.

7.2 - O experimento de confirmação.

A predição de resultados e diagnóstico do processo podem ser efetuados com base nos fatores considerados relevantes, utilizando-se o modelo aditivo. Para o experimento apresentado, temos:

$$S/R_{otimo} = \mu + (TC_1 - \mu) + (D_3 - \mu) = 22.5 \text{ dB} \quad 7.1$$

Os dados provenientes de um experimento de confirmação simulado, com os fatores em níveis considerados ideais, são apresentados na tabela 7.4. A variabilidade foi simulada contaminando-se a concentração do substrato e a temperatura de difusão com ruídos normais, centrados em zero e desvio padrão de $1E15 / \text{CC}$ e 1°C , respectivamente.

Tabela 7.4

Número da rodada	Altura média do canal μm
1	0.280
2	0.318
3	0.292
4	0.309
S/R do experimento = 24.9 dB	

Este experimento teve como objetivo único a análise da variabilidade do processo. Em nenhum momento foi questionado o valor ou possíveis influências de fatores na média da característica de qualidade.

7.3 - As etapas no projeto robusto.

Pode-se imaginar que a "sorte" é um fator importante em experimentos que envolvem arranjos saturados. Caso existam interações importantes não explícitas no plano experimental, todo o trabalho fica comprometido. Para evitar que um planejamento experimental fique ao sabor do acaso, a experiência anterior com processos ou produtos semelhantes, bem como uma rápida avaliação teórica do objeto a ser avaliado, certamente ajuda na eliminação de surpresas.

De uma maneira geral, as seguintes etapas devem ser seguidas em um procedimento experimental:

a) Planejamento experimental

- . Identificar a função principal, efeitos colaterais e modos de falha;
- . Identificar os fatores de ruído e as condições de teste;
- . Identificar a(s) característica(s) de qualidade a ser(em) observada(s);
- . Identificar os fatores de controle e seus níveis alternativos;
- . Projetar a matriz de experimentos e definir o procedimento de análise.

b) Executar o experimento

- . Preparar o ambiente físico de teste;
- . Conduzir o experimento.

c) Análise e verificação dos resultados experimentais

- . Analisar os dados, determinar os níveis ótimos para os fatores de controle e fazer a predição do desempenho;
- . Conduzir o experimento de confirmação e planejar futuras ações.

7.4 - O exemplo da fabricação de transistores.

[21]

A seguir, será apresentado um estudo simulado da sensibilidade dos parâmetros DC de um transistor NPN relativo aos fatores de fabricação.

Muitas considerações são importantes quando se projeta o processo de fabricação de um dispositivo semicondutor. A mais importante é a busca de um processo que atinja todas as especificações do produto, com a mínima variação dos parâmetros dentro do lote e entre lotes. É a busca do processo robusto.

Consideremos o processo de fabricação de um transistor NPN de pequeno sinal, semelhante a um BC237. Existe no processo de fabricação uma quantidade muito grande de fatores, alguns facilmente controláveis, outros não controláveis ou cujo controle torna-se pouco econômico. Ainda dentro dos fatores controláveis existem aqueles que apresentam vantagens sobre outros.

Neste experimento, o método de Taguchi é utilizado para a separação de fatores de controle no processo, visando um processo robusto.

Seria relativamente fácil a escolha de fatores de controle na ausência de ruído, que possibilitasse a obtenção das características desejadas. Isto é o que chamamos de um projeto nominal. **O problema real consiste em ponderar a influência do ruído.**

A abordagem poderia ser feita de maneira determinística através de análise de pior caso, o que torna-se um trabalho gigantesco em função do grande número de fatores envolvidos, e pode levar a um processo muito caro por necessitar o controle de todos os fatores dentro da faixa analisada.

Outra abordagem possível é encarar este problema como sendo um projeto estatístico, buscando um processo que apresente a menor variabilidade em função do ruído existente.

O projeto robusto explora a existência de relações não lineares entre os fatores de controle e as características do produto, buscando um ponto dentro do espaço de projeto, no qual as variabilidades introduzidas pelo ruído não degradam as características do produto.

Sumarizando, o projeto de processo robusto possibilita ao projetista de processo a alteração consciente de fatores, com as seguintes conseqüências importantes:

- menor número de tentativas e erros;
- os dispositivos tornam-se mais fabricáveis devido a menor influência do ruído;
- maior rendimento de fabricação.

Neste exemplo, será introduzido o conceito de matriz de ruído, sobre a qual é replicada cada linha do arranjo experimental, sendo a relação sinal/ruído calculada em função da variabilidade dos resultados obtidos.

Este estudo foi baseado no processo de fabricação de um transistor de pequeno sinal, geometria gota, com diâmetro de emissor de 55 μm e de base de 125 μm . A pastilha de silício selecionada para simulação tem orientação <111>, tipo N, com camada epitaxial de 15 μm com 1.5×10^{15} átomos/CC.

Os fatores acima descritos são os fatores fixos de nosso processo, sobre os quais não existe nenhuma possibilidade de alteração.

Os fatores de controle são apresentados na tabela 7.6.

Tabela 7.6

A-Temperatura de pré-deposição de base, analisado em três níveis: 1) 980°C 2) 985°C
3) 990°C
B-Tempo de pré-deposição de base, em dois níveis: 1) 12' 2) 22'
C-Tempo de drive-in de base, em três níveis: 1) 100' 2) 120' 3) 140'
D-Sequência de drive-in de base, em dois níveis: 1) Dry-Steam-Dry 2) Steam-Dry
E-Tempo de difusão de emissor, em dois níveis: 1) 10' 2) 15'

Os fatores de ruído selecionados foram aqueles que envolvem altas temperaturas, portanto mais críticos, e concentração em fonte de dopante de base, conforme apresentado na tabela 7.7.

Tabela 7.7

I-Concentração da fonte de deposição de base, em dois níveis: 1) 6E19 átomos/CC
2) 8E19 átomos/CC
II-Temperatura de drive-in de base, em dois níveis: 1) 1153°C 2) 1157°C
III-Temperatura de processo de emissor, em dois níveis: 1) 1078°C 2) 1082°C

Caso fossemos efetuar todas as combinações possíveis entre os fatores, seriam gerados 576 experimentos, o que seria impraticável tanto para simulação quanto para análise dos dados.

Concentrando a nossa análise apenas na influência dos fatores principais, **desconsiderando interações entre eles**, foram selecionados os arranjos L4 para ruído e L9 para controle [15 apêndice C]. Esta escolha permitiu que o estudo fosse efetuado com apenas 36 simulações.

O arranjo **L9** permite a análise de apenas quatro fatores, como no nosso estudo temos cinco fatores de controle, fomos obrigados a preencher uma coluna do arranjo com a combinação de dois fatores, sacrificando a ortogonalidade para estes fatores. A tabela 7.8 apresenta o arranjo experimental.

Tabela 7.8

L4				L9			
exp.	I	II	III	exp.	A	BE	C D
1	1	1	1	1	1	1	1 1
2	1	2	2	2	1	2	2 2
3	2	1	2	3	1	3	3 3(1)
4	2	2	1	4	2	1	2 3(1)
				5	2	2	3 1
				6	2	3	1 2
				7	3	1	3 2
				8	3	2	1 3(1)
				9	3	3	2 1

BE:
 B1E1 = BE1
 B1E2 = BE2
 B2E1 = BE3

As 36 combinações de processo foram simuladas com SUPREM [12]. Os resultados das simulações foram utilizados para o cálculo dos parâmetros dos componentes [3, cap.1 a cap.7; 10, cap.11 a cap.17; 19, cap.1 a cap.3; 23, cap.2 a cap.8], sendo posteriormente avaliados com auxílio do SPICE [16].

O circuito utilizado para simulação é apresentado na figura 7.5.

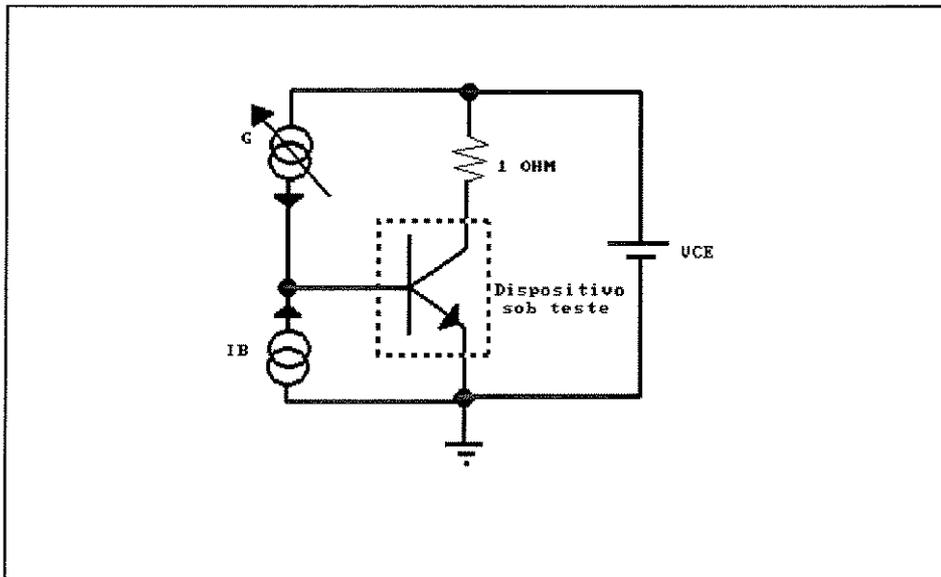


Figura 7.5

Nota-se a presença de uma fonte de corrente controlada (G) entre o coletor e a base do transistor. Esta fonte emula o efeito avalanche de coletor e obedece a equação :

$$I_G = \text{FATOR} \times V_{CB}^A \times I_C$$

7.II

FATOR é uma função de BVceo.

Os resultados das simulações de SPICE são apresentados na tabela 7.9.

Tabela 7.9

EXP#	βf@2ma2v	BVceo	EXP#	βf@2ma2v	BVceo	EXP#	βf@2ma2v	BVceo
11	4000	14	41	410	34	71	1100	20
12	2000	17	42	230	50	72	1100	20
13	600	23	43	168	58	73	600	26
14	300	43	44	110	66	74	400	36
21	0	0.1	51	400	36	81	4000*	11
22	0	0.1	52	400	37	82	4000*	13
23	4000*	8	53	200	56	83	1500	18
24	1200	20	54	135	65	84	320	41
31	125	62	61	4000*	9	91	155	59
32	132	63	62	4000*	13	92	160	60
33	90	70	63	1200	20	93	105	68
34	35	82	64	320	39	94	38	82

* - βf medido em tensões inferiores a 2V em virtude do valor muito baixo da tensão Early.

X1, X2, X3 e X4 representam a replicação da linha X da matriz de controle, em cada uma das condições da matriz de ruído.

7.5 - Especificações para o projeto de processo de fabricação de transistores.

Será definido um processo que atinja um βf entre 350 e 550, com BVceo maior que 30 V.

Nota-se que o requisito para o ganho é que atinja um valor nominal, e para a tensão de ruptura, que atinja um valor mínimo. Esta diferença na especificação força que as relações Sinal/Ruído sejam definidas de forma diferente para cada um dos casos.

Para βf, trabalharemos com um requisito de "NOMINAL É MELHOR", portanto: