Jussara Rodrigues Ciappina

Bacharel em Matemática – UNESP Mestra em Matemática Aplicada – UNICAMP

Decomposição de Dantzig-Wolfe e Heurística Aplicados a Problemas de Fluxo Multiproduto *Fuzzy*

Tese de doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do Título de Doutora em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Automação.

Orientador: Prof. Dr. Akebo Yamakami

Co-orientador: Prof. Dr. Ricardo Coelho Silva

Dezembro de 2011 FEEC-UNICAMP

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

C481d

Ciappina, Jussara Rodrigues

Decomposição de Dantzig-Wolfe e heurística aplicados a problemas de fluxo multiproduto fuzzy / Jussara Rodrigues Ciappina. --Campinas, SP: [s.n.], 2011.

Orientadores: Akebo Yamakami, Ricardo Coêlho Silva.

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

1. Otimização matemática. 2. Programação linear. 3. Teoria de grafos. 4. Conjuntos difusos. 5. Método de decomposição. I. Yamakami, Akebo. II. Silva, Ricardo Coêlho. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.

Título em Inglês: Decomposition's Dantzig-Wolfe and heuristic applied to fuzzy multicommodity flow problems

Palavras-chave em Inglês: Mathematical optimization, Linear programming, Graph theory, Fuzzy sets, Decomposition method

Área de concentração: Automação

Titulação: Doutor em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Fábio Hernandes, Luiza Amália Pinto Cantão, Takaaki Ohishi,

Tiago Agostinho de Almeida

Data da defesa: 16/12/2011

Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE DOUTORADO

Candidata: Jussara Rodrigues Ciappina

Data da Defesa: 16 de dezembro de 2011

Título da Tese: "Decomposição de Dantzig-Wolfe e Heurística Aplicados a Problemas de Fluxo Multiproduto Fuzzy"

Prof. Dr. Akebo Yamakami (Presidente):

Prof. Dr. Fábio Hernandes:

Profa. Dra. Luiza Amália Pinto Cantão:

Prof. Dr. Takaaki Ohishi:

Prof. Dr. Tiago Agostinho de Almeida:

Dedico este trabalho ao meu esposo e ao meu filho

Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter me concedido esta oportunidade;

ao meu esposo e ao meu filho pelo apoio, ajuda e compreensão;

ao Prof. Akebo pelos quatro anos de orientação e a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho;

aos membros da banca examinadora pelos comentários, sugestões e contribuições, que ajudaram a melhorar a qualidade e a redação final do manuscrito;

aos amigos do Departamento de Telemática pela convivência;

à agência CAPES pelo apoio financeiro concedido durante todo o período de doutoramento.

Resumo

Este trabalho apresenta dois métodos baseados no método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe e um método heurístico, os quais resolvem problemas com incertezas nos parâmetros utilizando a teoria dos conjuntos fuzzy. O primeiro aborda incertezas somente nos custos, enquanto que, os outros dois abordam incertezas nos custos e nas restrições. Métodos que utilizam técnicas de decomposição são indicados para resolver problemas de grande porte que apresentam uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. Um exemplo de problema que apresenta tal estrutura é o problema de fluxo multiproduto. Este problema pode ser modelado através de um grafo, cujos nós representam pontos de oferta, demanda e passagem de produtos que trafegam pelos arcos da rede. O objetivo é determinar o fluxo de cada produto nos arcos, de modo a atender a demanda a um custo mínimo, respeitando as restrições de capacidade dos arcos e as restrições de conservação de fluxo dos nós. Com exceção do terceiro, os demais métodos propostos neste trabalho não se limitam a resolver problemas de fluxo multiproduto fuzzy, também resolvem problemas de programação linear fuzzy que apresentam uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições.

Palavras-chave: Otimização Matemática, Programação Linear *Fuzzy*, Teoria de Grafos, Método de Decomposição, Fluxo Multiproduto *Fuzzy*, Conjuntos Difusos.

Abstract

In this work we present two methods based in the classical Dantzig-Wolfe decomposition and a heuristic method, which solve problems with uncertainties in the parameters using the theory of fuzzy sets. The first one deals with uncertainties only in costs, while the others two deal with uncertainties in costs and restrictions. Methods using decomposition techniques address problems that have a special structure in the set of restrictions. An example of such a problem that has this structure is the fuzzy multicommodity flow problem. This problem can be modeled by a graph whose nodes represent points of supply, demand and passage of commodities that travel by the arcs of the network. The objective is to determine the flow of each commodity in the arcs, in order to meet demand at a minimal cost while respecting the capacity restrictions of the arcs and the flow conservation restrictions of the nodes. With the exception of the third, the other methods proposed in this work are not limited to solve fuzzy multicommodity flow problems, also solve fuzzy linear programming problems that have a special structure in a part of the set of restrictions.

Keywords: Mathematical Optimization, Fuzzy Linear Programming, Graph Theory, Decomposition Method, Fuzzy Multicommodity Flow, Fuzzy Sets.

Índice

1	Intr	oduçã	o	1
2	Fun	damer	ntos Teóricos	5
	2.1	Métod	lo de Decomposição de Dantzig-Wolfe	Ę
		2.1.1	Processo de Inicialização	6
		2.1.2	Aplicação do Método Simplex Revisado	G
		2.1.3	Resumo do Algoritmo de Decomposição	10
		2.1.4	Região X Ilimitada	11
		2.1.5	Estrutura Diagonal de Blocos ou Angular	13
	2.2	Conce	itos da Teoria <i>Fuzzy</i>	15
	2.3	Proble	ema de Programação Linear <i>Fuzzy</i>	20
	2.4	Proble	ema de Fluxo Multiproduto Fuzzy	24
3	Dec	compos	sição de Dantzig-Wolfe <i>Fuzzy</i>	27
	3.1	PPL o	com Custos Fuzzy	28
		3.1.1	Algoritmo Proposto	28
		3.1.2	Passos do Algoritmo Proposto	32
		3.1.3	Exemplo Numérico	38
	3.2	PPL o	com incertezas nos Custos e nas Restrições	49
		3.2.1	Algoritmo proposto	50
		3.2.2	Exemplo numérico	57
4	Heu	ırística	1	61
	4.1	Algori	tmo proposto	61
	4.2	Aspec	tos Gerais do Algoritmo	62

	,
xiv	ÍNDICE

5	Test	tes Co	omputacionais	65
	5.1	Prime	eiro Método de Decomposição	. 65
		5.1.1	Problema 1	. 65
		5.1.2	Problema 2	. 71
		5.1.3	Problema 3	. 76
	5.2	Segun	ado Método de Decomposição	. 80
		5.2.1	Problema 1	. 80
		5.2.2	Problema 2	. 82
		5.2.3	Problema 3	. 84
	5.3	Heurís	stica	. 88
		5.3.1	Problema 1	. 89
		5.3.2	Problema 2	. 92
6	Con	ıclusõe	es e Trabalhos Futuros	95

Lista de Tabelas

3.1	Custos e capacidades - Rede de 3 nós $\dots \dots \dots$	38
3.2	Fluxos dos produtos - Exemplo 1	45
3.3	Fluxos dos produtos - Valor Modal	58
3.4	Capacidades relaxadas	58
3.5	Fluxos dos produtos - Lim. Superior	58
5.1	Oferta e Demanda - 6 nós	66
5.2	Custos e capacidades - 6 nós	66
5.3	Fluxos dos produtos - Decomposição	67
5.4	Caminhos percorridos - Decomposição	68
5.5	Fluxos dos produtos - MatLab	68
5.6	Caminhos percorridos - MatLab	69
5.7	Mat Lab e Decomposição - Problema 1 $\ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots$	69
5.8	Alteração - Oferta e Demanda	70
5.9	Alteração - Custos e capacidades	70
5.10	${\bf MatLab}$ e Decomposição - Problema 1 Alterado	71
5.11	Oferta e Demanda - 11 nós	72
5.12	Dados da Rede COST239	73
5.13	${\bf MatLab}$ e Decomposição - Problema 2	74
5.14	MatLab e Decomposição - Problema 2 Alterado	75
5.15	Oferta e Demanda - 13 nós	77
5.16	MatLab e Decomposição - Problema 3	78
5.17	MatLab e Decomposição - Problema 3 Alterado	79
5.18	Fluxos dos produtos - Capacidade no modal	80
5.19	Fluxos dos produtos - Capacidade no Lim. Superior	81

xvi LISTA DE TABELAS

5.20	Resultados obtidos - Problema 1	2
5.21	Resultados obtidos - Problema 2	3
5.22	Resultados obtidos - Problema 3 $\dots \dots $	5
5.23	Fluxos dos produtos - Problema 1	9
5.24	Envio de produtos - Problema 1	9
5.25	Fluxos dos produtos - Problema 1 Relaxado	0
5.26	Envio de produtos - Problema 1 Relaxado	1
5.27	Fluxos dos produtos - Primeiro Método	1
5.28	Oferta e demanda - Problema 2	2
5.29	Envio de produtos - Problema 2	3

Lista de Figuras

2.1	Número fuzzy triangular
2.2	Intervalo fuzzy
2.3	Números fuzzy triangulares iguais
2.4	Capacidade fuzzy
3.1	Diagrama do método proposto
3.2	Rede de 3 nós
3.3	Poliedro X^1
3.4	Conjuntos Poliedrais
3.5	Coordenada fuzzy de \tilde{b}
3.6	Rede do Exemplo Numérico
3.7	Funções de Pertinência e Gama - Exemplo Numérico
5.1	Grafo do Problema 1
5.2	Rede Óptica Européia
5.3	Grafo do Problema 3
5.4	Funções de Pertinência e Gama - Problema 1
5.5	Funções de Pertinência e Gama - Problema 2
5.6	Primeiro método - Capacidade no modal e Fluxo
5.7	Capacidades e Fluxos
5.8	Funções de Pertinência e Gama - Problema 3

Capítulo 1

Introdução

Os trabalhos iniciais que tratam o problema de fluxo multiproduto foram propostos por Ford e Fulkerson [5], e Hu [8] no início dos anos 60. Trata-se de um problema de otimização combinatória que com o aumento no número de produtos torna-se computacionalmente difícil de ser tratado [11].

O problema de fluxo multiproduto tem recebido muita atenção no campo de pesquisa em Programação Linear devido à aplicabilidade na resolução de problemas práticos nas mais diversas áreas, como transportes e telecomunicações, entre outros. Este problema pode ser modelado através de um grafo, cujos nós representam pontos de oferta, demanda e passagem de produtos que trafegam pelos arcos da rede. O objetivo é determinar o fluxo de cada produto nos arcos, de modo a atender a demanda a um custo mínimo, respeitando as restrições de capacidade dos arcos, as quais limitam a quantidade de produtos que trafegam nos mesmos, e as restrições de conservação de fluxo dos nós, as quais gerenciam o fluxo nos pontos de oferta, demanda e passagem de produtos. Este trabalho aborda o problema de fluxo multiproduto contínuo, ou seja, o fluxo de cada produto nos arcos da rede é um número real positivo.

Ao modelar um problema real utilizando a estrutura de grafos, como nem sempre as informações são precisas, pode-se ter incertezas tanto na estrutura (nós, arestas) quanto nos parâmetros (custos, capacidades, ofertas-demandas). Problemas desse tipo podem ser estudados e resolvidos através da teoria dos conjuntos fuzzy [4, 10, 15, 19, 20], ou conjuntos nebulosos, que permite tratar matematicamente certos níveis de incertezas. Para Kaufmann e Gupta [9], a teoria dos conjuntos fuzzy deu uma forma de precisão matemática para processos cognitivos humanos que em muitos aspectos são imprecisos e ambíguos pelos padrões da matemática clássica.

A teoria fuzzy foi formalizada por Lofti A. Zadeh em 1965 [18]. Para ele, era possível progredir na ciência a partir de um ambiente impreciso. Em 1973, baseada na teoria fuzzy, Zadeh formalizou a lógica fuzzy usada nos sistemas fuzzy. Ele recebeu medalha de Honra da IEEE em 1995 pelos seus trabalhos nesta área.

Existem poucos trabalhos na literatura que tratam o problema de fluxo multiproduto fuzzy. No trabalho de Ghatee e Hashemi [6] foram propostos dois algoritmos. O primeiro, apresentando incertezas nos custos, utiliza caminhos mínimos fuzzy [13] para gerar caminhos preferidos e, então, um problema de fluxo multiproduto clássico (crisp) é usado para determinar o fluxo nestes caminhos. O segundo, apresentando incertezas nos custos, nas capacidades e nas ofertasdemandas, emprega uma ordem nos números trapezoidais para transformar o problema fuzzy em quatro problemas de fluxo multiproduto clássico. O trabalho de Verga et al. [17] apresenta um algoritmo heurístico baseado no algoritmo de Hernandes [7], o qual resolve o problema de fluxo monoproduto de custo mínimo fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades. O conceito de dominância entre caminhos de Okada e Soper [13] é usado para construir um subconjunto representativo do conjunto de soluções para o problema de caminho mínimo fuzzy chamado conjunto de caminhos mínimos não-dominados. Com a teoria de possibilidade [14] atribui-se a cada caminho um grau de possibilidade de ser o melhor, ordenando assim, todos os caminhos não-dominados. O envio de fluxo é feito através dos caminhos ordenados.

Este trabalho apresenta três métodos que resolvem problemas de fluxo multiproduto fuzzy. O primeiro, baseado no método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe [1, 3], tem como objetivo encontrar a solução ótima para o problema de fluxo multiproduto fuzzy em redes com incertezas somente nos custos. Métodos utilizando técnicas de decomposição tratam problemas de grande porte que apresentam uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. Através da resolução de subproblemas, esta estrutura é explorada para encontrar a solução ótima do problema original. Acrescentando incertezas nas capacidades, o segundo método é baseado no método de Zimmermann e na abordagem de Werners [20] e utiliza o primeiro método em duas etapas do algoritmo. O terceiro, baseado no algoritmo de Hernandes [7], o qual resolve o problema de fluxo monoproduto de custo mínimo fuzzy, tem como objetivo encontrar soluções factíveis para o problema de fluxo multiproduto fuzzy em redes com incertezas nos custos e nas capacidades. O custo é um valor referente ao trânsito em cada arco. Em um trabalho inicial foi proposto um algoritmo heurístico considerando o mesmo custo para todos os produtos [17]. Neste trabalho, visando melhorar a aplicabilidade do algoritmo,

foi tratado o caso em que o custo fuzzy para percorrer um arco pode ser diferente para cada produto.

Com exceção do terceiro, os demais métodos propostos neste trabalho, não se limitam a resolver problemas de fluxo multiproduto *fuzzy*, também resolvem qualquer problema de programação linear (PPL) *fuzzy* que apresenta uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições.

Utilizando a teoria dos conjuntos *fuzzy*, os métodos propostos trabalham com o problema na forma *fuzzy* durante o procedimento de resolução.

No próximo capítulo serão apresentados os fundamentos teóricos utilizados ao longo deste trabalho. Dividido em quatro seções, apresenta um resumo do método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe, alguns conceitos da teoria dos conjuntos fuzzy, um novo tratamento para o problema de programação linear fuzzy e, por último, apresenta uma formulação do problema de fluxo multiproduto com incertezas nos custos e nas capacidades. No Capítulo 3 serão apresentados dois métodos que utilizam técnicas de decomposição para resolver problemas de programação linear fuzzy com uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. O primeiro é baseado no método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe e o segundo é baseado no método de Zimmermann e na abordagem de Werners e utiliza o primeiro método em duas etapas do algoritmo. No Capítulo 4 será apresentada uma heurística para resolver o problema de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades. O Capítulo 5 apresenta as análises dos resultados computacionais obtidos pelos métodos propostos neste trabalho aplicados a problemas de fluxo multiproduto fuzzy e o último capítulo as conclusões finais e algumas propostas futuras.

Capítulo 2

Fundamentos Teóricos

Neste capítulo serão apresentados os fundamentos teóricos utilizados ao longo deste trabalho. Na primeira seção será apresentado um resumo do método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe, na segunda seção, alguns conceitos da teoria dos conjuntos fuzzy serão apresentados, na terceira, um novo tratamento para o problema de programação linear fuzzy será proposto e na última, será apresentada uma formulação do problema de fluxo multiproduto com incertezas nos custos e nas capacidades.

2.1 Método de Decomposição de Dantzig-Wolfe

A seguir será apresentado um resumo do método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe [1, 3]. Métodos utilizando técnicas de decomposição são indicados para resolver problemas de programação linear de grande porte que apresentam uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. Através da resolução de subproblemas, esta estrutura é explorada para encontrar a solução ótima do problema original.

A intersecção de um número finito de semi-espaços é chamada conjunto poliedral ou poliedro. Seja X um conjunto poliedral representando as restrições especialmente estruturadas no problema linear a seguir.

min
$$cx$$

s. a $Ax = b$
 $x \in X$, (2.1)

sendo que A é uma matriz $m \times n$ de posto m.

É suposto X um conjunto não vazio e limitado. Uma vez que X é um poliedro limitado, então, qualquer ponto $x \in X$ pode ser representado como uma combinação convexa do número

finito de pontos extremos de X. Denotanto esses pontos por $x_1, x_2, ..., x_t$, qualquer ponto $x \in X$ pode ser escrito como:

$$x = \sum_{j=1}^{t} \lambda_j x_j$$

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \ge 0, \ j = 1, 2, \dots, t.$$

$$(2.2)$$

Substituindo (2.2) em (2.1) obtém-se o seguinte problema nas variáveis $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t$, chamado **Problema Mestre**:

min
$$\sum_{j=1}^{t} (c\mathbf{x}_{j}) \lambda_{j}$$
s. a
$$\sum_{j=1}^{t} (A\mathbf{x}_{j}) \lambda_{j} = b$$

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_{j} = 1$$

$$\lambda_{j} \ge 0, \ j = 1, 2, \dots, t.$$

Uma vez que t é usualmente muito grande, será apresentada uma forma de encontrar uma solução ótima do problema (e, portanto, do problema original) sem explicitamente enumerar todos os pontos extremos x_1, x_2, \ldots, x_t . O Método Simplex Revisado será utilizado para resolver o problema mestre.

2.1.1 Processo de Inicialização

Nesta seção será apresentado um método para obter uma solução básica factível inicial (λ_B, λ_N) do problema mestre.

Restrições de Desigualdade

Considere o problema mestre a seguir.

min
$$\sum_{j=1}^{t} (c\mathbf{x}_j)\lambda_j$$

s. a $\sum_{j=1}^{t} (A\mathbf{x}_j)\lambda_j \leq b$ (2.3)

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_j = 1 \tag{2.4}$$

$$\lambda_j \ge 0, \ j = 1, 2, \dots, t.$$
 (2.5)

Deve-se encontrar uma solução básica factível inicial do sistema definido pelas equações (2.3), (2.4) e (2.5).

Supondo que é conhecido um ponto extremo $x_1 \in X$ tal que $Ax_1 \leq b$, então serão introduzidas m variáveis de folga para formar a seguinte base inicial B:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & A_1 \mathbf{x}_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & A_2 \mathbf{x}_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & A_m \mathbf{x}_1 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

sendo que A_l é a linha l da matriz A e a matriz identidade corresponde ao vetor de folga s. A base inicial B consiste de s e λ_1 (λ_1 correspondente a \mathbf{x}_1) e tem dimensão $(m+1) \times (m+1)$. Tem-se que $\lambda_1 = 1$, então pode-se verificar que $s \geq 0$, pois $s_l = b_l - A_l \mathbf{x}_1 \lambda_1 = b_l - A_l \mathbf{x}_1 \geq 0$, $l = 1, 2, \ldots, m$. Portanto, as variáveis básicas são $s_1, \ldots, s_m, \lambda_1 \geq 0$ e as não-básicas são $\lambda_j = 0$, $j = 2, 3, \ldots, t$.

A base inversa B^{-1} é dada por:

$$B^{-1} = \left[\begin{array}{c|c} I & -A\mathbf{x}_1 \\ \hline \mathbf{0} & 1 \end{array} \right] ,$$

sendo que I é a matriz identidade de dimensão $m \times m$ e $\mathbf{0}$ é o vetor nulo de dimensão $1 \times m$.

Denotando as variáveis duais correspondentes às equações (2.3) e (2.4) por $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_m)$ e α , tem-se $(\omega, \alpha) = \hat{c}_B B^{-1}$, sendo que \hat{c}_B é o custo das variáveis básicas e $\hat{c}_j = c \mathbf{x}_j$, para cada variável λ_j . Portanto, o custo em relação a λ_1 é $\hat{c}_1 = c \mathbf{x}_1$.

Para formar o tableau inicial a seguir, precisa-se da base inversa (B^{-1}) , das variáveis duais (ω, α) , dos valores das variáveis básicas (\bar{b}) e do valor da função objetivo $(\hat{c}_B\bar{b})$.

DASE INVERSA	nns
(ω, α)	$\hat{c}_B \bar{b}$
B^{-1}	$ar{b}$

A notação RHS significa Right Hand Side e tem-se que

$$(\omega, \alpha) = \hat{c}_B B^{-1} = (\mathbf{0}, c\mathbf{x}_1) \begin{bmatrix} I & -A\mathbf{x}_1 \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} = (\mathbf{0}, c\mathbf{x}_1)$$
$$\bar{b} = B^{-1} \begin{pmatrix} b \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} I & -A\mathbf{x}_1 \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} b \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b - A\mathbf{x}_1 \\ 1 \end{pmatrix}$$
$$\hat{c}_B \bar{b} = (\mathbf{0}, c\mathbf{x}_1) \begin{pmatrix} b - A\mathbf{x}_1 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Portanto, o tableau inicial é dado por

	BASE INVERSA		RHS
z	0	cx_1	cx_1
s	I	$-Ax_1$	$b - Ax_1$
λ_1	0	1	1

Supondo que não seja óbvio $x \in X$ tal que $Ax \le b$, adicionam-se variáveis de folga de modo que o problema mestre tenha a forma de igualdade, manipulam-se as restrições de modo que os valores RHS sejam não-negativos e adicionam-se, conforme necessário, as variáveis artificiais para criar a matriz identidade, a qual constitui a base inicial. Os métodos, Duas-Fases ou Big-M, podem ser usados para mover as variáveis artificiais para fora da base [1].

Restrições de Igualdade

Considere o problema mestre a seguir.

min
$$\sum_{j=1}^{t} (c\mathbf{x}_{j}) \lambda_{j}$$
s. a
$$\sum_{j=1}^{t} (A\mathbf{x}_{j}) \lambda_{j} = b$$

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_{j} = 1$$

$$\lambda_{i} > 0, \ j = 1, 2, \dots, t.$$

Quando o problema mestre está na forma de igualdade, pode-se introduzir m+1 variáveis artificiais para formar a base inicial e aplicar o método Duas-Fases ou o Big-M para movê-las para fora da base. Se existir uma variável artificial positiva no final da Fase I, então o problema original não tem solução factível.

2.1.2 Aplicação do Método Simplex Revisado

Supõe-se que uma solução básica factível (λ_B, λ_N) do problema mestre é conhecida com o seguinte tableau:

BASE INVERSA	RHS
(ω, α)	$\hat{c}_B \bar{b}$
B^{-1}	\bar{b}

O método simplex revisado procede por concluir que a solução é ótima ou senão por apontar uma variável não-básica para ser aumentada. Isto é feito através do cálculo a seguir.

$$z_{k} - \hat{c}_{k} = \max_{1 \leq j \leq t} z_{j} - \hat{c}_{j} =$$

$$= \max_{1 \leq j \leq t} (\omega, \alpha) {Ax_{j} \choose 1} - cx_{j} =$$

$$= \max_{1 \leq j \leq t} \omega Ax_{j} + \alpha - cx_{j}.$$

$$(2.6)$$

Uma vez que $z_j - \hat{c}_j = 0$ para as variáveis básicas, então

$$\max_{1 \le j \le t} z_j - \hat{c}_j = z_k - \hat{c}_k \ge 0.$$

- Se $z_k \hat{c}_k = 0$, então $z_j \hat{c}_j \leq 0$ para as variáveis não-básicas e, portanto, tem-se uma solução ótima.
- Se $z_k \hat{c}_k > 0$, então a variável não-básica λ_k pode ser aumentada.

Determinar o índice k usando diretamente a equação (2.6) é computacionalmente inviável [1], pois t é usualmente muito grande e os pontos extremos (\mathbf{x}_j) correspondentes às variáveis não-básicas (λ_j) não são conhecidos. Uma vez que X é um conjunto poliedral limitado, o máximo de qualquer objetivo linear será encontrado em um dos pontos extremos. Portanto,

$$\max_{1 \le j \le t} (\omega A - c) \mathbf{x}_j + \alpha = \max_{\mathbf{x} \in X} (\omega A - c) \mathbf{x} + \alpha$$

Em resumo, dada uma solução básica factível (λ_B, λ_N) com variáveis duais (ω, α) , resolve-se o subproblema linear a seguir.

$$\max_{\mathbf{x}} \quad (\omega A - c)\mathbf{x} + \alpha$$
s. a $\mathbf{x} \in X$. (2.7)

O subproblema verifica se $z_j - \hat{c}_j \leq 0$ para todo λ_j (o ótimo do subproblema é zero) ou senão determina que $z_k - \hat{c}_k > 0$.

Seja \mathbf{x}_k uma solução ótima do subproblema (2.7) com valor objetivo $z_k - \hat{c}_k$. Se $z_k - \hat{c}_k = 0$, então a solução básica factível (λ_B, λ_N) é ótima. Por outro lado, se $z_k - \hat{c}_k > 0$, então a variável λ_k é candidata a entrar na base. Como no método do simplex revisado, a coluna correspondente $\begin{pmatrix} A\mathbf{x}_k \\ 1 \end{pmatrix}$ é atualizada multiplicando-se por B^{-1} resultando em $y_k = B^{-1} \begin{pmatrix} A\mathbf{x}_k \\ 1 \end{pmatrix}$. Como X foi suposto limitado, o problema mestre gerado também é limitado, ou seja, o conjunto de restrições é limitado, portanto, $y_k \leq 0$ nunca ocorrerá. Desse modo, a coluna $\begin{pmatrix} z_k - \hat{c}_k \\ y_k \end{pmatrix}$ é inserida no tableau e a variável básica λ_{B_r} a deixar a base é determinada pelo teste usual da razão mínima.

A base inversa, as variáveis duais e o valor RHS são atualizados através do pivoteamento em y_{rk} . Após a atualização, o processo é repetido.

O passo de resolver o problema mestre ("passo mestre") fornece uma solução factível melhorada do problema original, sempre que um pivoteamento não-degenerado é realizado.

2.1.3 Resumo do Algoritmo de Decomposição

• Inicialização:

Encontrar uma solução básica factível inicial para o problema mestre (Seção 2.1.1).

• Passo Mestre:

1. Resolver o subproblema a seguir:

$$\max (\omega A - c) \mathbf{x} + \alpha$$

s. a $\mathbf{x} \in X$.

Sejam x_k uma solução básica factível ótima e $z_k - \hat{c}_k$ o valor objetivo. Se $z_k - \hat{c}_k = 0$ pare, a solução básica factível do último passo mestre fornece uma solução ótima do problema original. Caso contrário, ir para o item 2.

2. Obter $y_k = B^{-1} \begin{pmatrix} A \mathbf{x}_k \\ 1 \end{pmatrix}$ e inserir a coluna $\begin{pmatrix} z_k - \hat{c}_k \\ y_k \end{pmatrix}$ no tableau mestre. Pivotear em y_{rk} sendo que o índice r é determinado por:

$$\frac{\bar{b}_r}{y_{rk}} = \min_{1 \le i \le m+1} \left\{ \frac{\bar{b}_i}{y_{ik}} : y_{ik} > 0 \right\}.$$

Isto atualiza as variáveis duais, a base inversa e o valor RHS. Após o pivoteamento, excluir a coluna de λ_k e voltar ao item 1.

2.1.4 Região X Ilimitada

Para um conjunto X ilimitado, o algoritmo de decomposição deve ser ligeiramente modificado. Neste caso, pontos de X não podem mais ser representados somente como uma combinação convexa dos pontos extremos, mas como uma combinação convexa dos pontos extremos acrescida de uma combinação linear não-negativa das direções extremas. Deste modo, $x \in X$ se, e somente se,

$$x = \sum_{j=1}^{t} \lambda_{j} x_{j} + \sum_{j=1}^{l} \mu_{j} d_{j}$$

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_{j} = 1$$

$$\lambda_{j} \ge 0, \ j = 1, 2, \dots, t$$

$$\mu_{j} \ge 0, \ j = 1, 2, \dots, l,$$

sendo que x_1, x_2, \ldots, x_t são os pontos extremos de X e d_1, d_2, \ldots, d_l são as direções extremas de X. O problema (2.1) pode ser transformado no chamado problema mestre, nas variáveis $\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_t$ e $\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_l$, como segue:

min
$$\sum_{j=1}^{t} (cx_{j})\lambda_{j} + \sum_{j=1}^{l} (cd_{j})\mu_{j}$$
s. a
$$\sum_{j=1}^{t} (Ax_{j})\lambda_{j} + \sum_{j=1}^{l} (Ad_{j})\mu_{j} = b$$

$$\sum_{j=1}^{t} \lambda_{j} = 1$$

$$\lambda_{j} \geq 0, \ j = 1, 2, \dots, t$$

$$\mu_{j} \geq 0, \ j = 1, 2, \dots, l.$$

$$(2.8)$$

Como t e l são geralmente muito grandes, deve-se tentar resolver o problema mestre pelo método simplex revisado. Supõe-se que uma solução básica factível $(\lambda_B, \lambda_N, \mu_B, \mu_N)$ com base B é conhecida e sejam ω e α as variáveis duais correspondentes às restrições (2.8) e (2.9), respectivamente. Consequentemente, B^{-1} , $(\omega, \alpha) = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m, \alpha) = \hat{c}_B B^{-1}$ (\hat{c}_B é o vetor custo para as variáveis básicas) e $\bar{b} = B^{-1} \begin{pmatrix} b \\ 1 \end{pmatrix}$ também são conhecidos e formam o tableau a seguir.

BASE INVERSA	RHS
(ω, α)	$\hat{c}_B \bar{b}$
B^{-1}	\bar{b}

A solução corrente é ótima para o problema mestre, se $z_j - \hat{c}_j \leq 0$ para cada variável. Em particular, as condições a seguir devem ser mantidas na otimalidade.

$$\lambda_j$$
 não-básica $\Rightarrow 0 \ge z_j - \hat{c}_j = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} A\mathbf{x}_j \\ 1 \end{pmatrix} - c\mathbf{x}_j = \omega A\mathbf{x}_j + \alpha - c\mathbf{x}_j$. (2.10)

$$\mu_j$$
 não-básica $\Rightarrow 0 \ge z_j - \hat{c}_j = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} Ad_j \\ 0 \end{pmatrix} - cd_j = \omega Ad_j - cd_j$. (2.11)

Uma vez que o número de variáveis não-básicas pode ser muito grande, checar as condições (2.10) e (2.11) gerando os pontos e as direções extremas correspondentes é computacionalmente intratável [1]. Entretanto, pode-se determinar se estas condições valem ou não, resolvendo o subproblema a seguir. Se uma ou a outra não vale, então uma variável não-básica tendo um $z_k - \hat{c}_k$ positivo e, portanto, candidata a entrar na base, será encontrada.

$$\max (\omega A - c) \mathbf{x} + \alpha$$

s. a $\mathbf{x} \in X$.

Primeiro, será suposto que o valor objetivo ótimo para este subproblema é ilimitado, lembrando que quando isto ocorre, uma direção extrema d_k tal que $z_k - \hat{c}_k = (\omega A - c)d_k > 0$ é encontrada. Isto significa que a condição (2.11) é violada. Além disso, μ_k é candidata a entrar na base. Neste caso, $\begin{pmatrix} Ad_j \\ 0 \end{pmatrix}$ é atualizada multiplicando por B^{-1} e a coluna resultante $\begin{pmatrix} z_k - \hat{c}_k \\ y_k \end{pmatrix}$ é inserida no tableau e o método simplex revisado continua. Segundo, considere o caso em que o valor objetivo ótimo é limitado. Desse modo, uma condição necessária e suficiente é que $(\omega A - c)d_j \leq 0$ para todas as direções extremas e assim, a condição (2.11) é válida. Agora, será verificado se a equação (2.10) é válida. Seja x_k um ponto extremo ótimo e considere o valor objetivo ótimo, $z_k - \hat{c}_k$, para o subproblema. Se $z_k - \hat{c}_k = 0$, então, pela otimalidade de x_k , para cada ponto extremo x_j , tem-se

$$(\omega A - c)\mathbf{x}_j + \alpha \le (\omega A - c)\mathbf{x}_k + \alpha = z_k - \hat{c}_k = 0$$

e assim, a condição (2.10) é válida e o algoritmo pára com uma solução ótima do problema original. Se, por outro lado, $z_k - \hat{c}_k > 0$, então λ_k é introduzida na base. Isto é feito inserindo a coluna $\begin{pmatrix} z_k - \hat{c}_k \\ y_k \end{pmatrix}$ no tableau e pivoteando, sendo que $y_k = B^{-1} \begin{pmatrix} A x_k \\ 1 \end{pmatrix}$. Note que, para o caso em que valor objetivo ótimo do subproblema é limitado, se o problema mestre incluiu variáveis de folga ou outras, então o valor $z_j - c_j$ para estas variáveis também deve ser checado antes de deduzir a otimalidade.

Em resumo, resolvendo o subproblema, ou o algoritmo pára com uma solução ótima, ou senão identifica uma variável não-básica candidata a entrar na base.

2.1.5 Estrutura Diagonal de Blocos ou Angular

Nesta seção, será abordado o caso especial quando X tem uma estrutura "diagonal de blocos", podendo ser decomposto em vários conjuntos X_1, X_2, \ldots, X_T , cada um envolvendo um subconjunto de variáveis, as quais não pertencem a qualquer outro conjunto.

Decompondo-se o vetor x adequadamente em vetores $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$, o vetor c em c_1, c_2, \dots, c_T e a matriz A das restrições mestre $A\mathbf{x} = b$ em matrizes A_1, A_2, \dots, A_T obtém-se o problema a seguir.

sendo que $X_i \equiv \{x_i : B_i x_i \le b_i, x_i \ge 0\}$, para $i = 1, 2, \dots, T$.

A estrutura "diagonal de blocos" de X será melhor explorada. Um ponto x_i pertence a um conjunto poliedral X_i , se, e somente se,

$$\mathbf{x}_{i} = \sum_{j=1}^{t_{i}} \lambda_{ij} \mathbf{x}_{ij} + \sum_{j=1}^{l_{i}} \mu_{ij} d_{ij},$$

$$\sum_{j=1}^{t_i} \lambda_{ij} = 1,$$

$$\lambda_{ij} \ge 0, \quad j = 1, 2, \dots, t_i,$$

$$\mu_{ij} \ge 0, \quad j = 1, 2, \dots, l_i,$$

sendo que x_{ij} , $j = 1, 2, ..., t_i$ e d_{ij} , $j = 1, 2, ..., l_i$ são os pontos extremos e as direções extremas (se existir) de X_i . Substituindo cada x_i pela representação anterior, o problema original pode ser reformulado para o seguinte problema mestre:

min
$$\sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{t_i} (c_i \mathbf{x}_{ij}) \lambda_{ij} + \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{l_i} (c_i d_{ij}) \mu_{ij}$$
s. a
$$\sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{t_i} (A_i \mathbf{x}_{ij}) \lambda_{ij} + \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{l_i} (A_i d_{ij}) \mu_{ij} = b$$
(2.12)

$$\sum_{j=1}^{t_i} \lambda_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, T$$
(2.13)

$$\lambda_{ij} \ge 0, \quad j = 1, 2, \dots, t_i, \quad i = 1, 2, \dots, T$$

 $\mu_{ij} \ge 0, \quad j = 1, 2, \dots, l_i, \quad i = 1, 2, \dots, T$

É suposto que uma solução básica factível do problema mestre é conhecida com uma base B $(m+T)\times (m+T)$. Note que cada base deve conter pelo menos uma variável λ_{ij} de cada bloco i, para poder formar o ponto $\mathbf{x}\in X$, solução do problema original. É suposto, também, que B^{-1} , $\bar{b}=B^{-1}\begin{pmatrix}b\\1\end{pmatrix}$, $(\omega,\alpha)=(\omega_1,\omega_2,\ldots,\omega_m,\alpha_1,\alpha_2,\ldots,\alpha_T)=\hat{c}_BB^{-1}$ são conhecidos, sendo que \hat{c}_B é o vetor custo para as variáveis básicas $(\hat{c}_{ij}=c_i\mathbf{x}_{ij})$ para $\lambda_{ij}=\hat{c}_{ij}=c_id_{ij}$ para μ_{ij}). Estes formam o tableau a seguir.

BASE INVERSA	RHS
(ω, α)	$\hat{c}_B \bar{b}$
B^{-1}	\bar{b}

Esta solução é ótima se $z_{ij} - \hat{c}_{ij} \leq 0$ para cada variável (naturalmente $z_{ij} - \hat{c}_{ij} = 0$ para cada variável básica). As condições a seguir são verdadeiras na otimalidade.

Para λ_{ij} não-básica:

$$0 \ge z_{ij} - \hat{c}_{ij} = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} A_i \mathbf{x}_{ij} \\ e_i \end{pmatrix} - c_i \mathbf{x}_{ij} = \omega A_i \mathbf{x}_{ij} + \alpha_i - c_i \mathbf{x}_{ij}, \qquad (2.14)$$

sendo que e_i denota o vetor canônico de dimensão $T \times 1$.

Para μ_{ij} não-básica:

$$0 \ge z_{ij} - \hat{c}_{ij} = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} A_i d_{ij} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - c_i d_{ij} = \omega A_i d_{ij} - c_i d_{ij}, \qquad (2.15)$$

sendo que $\mathbf{0}$ denota o vetor nulo de dimensão $T \times 1$.

Para verificar se as condições (2.14) e (2.15) são satisfeitas resolve-se cada subproblema a seguir, para $i=1,2,\ldots,T$.

$$\max_{i} (\omega A_i - c_i) \mathbf{x}_i + \alpha_i$$

s. a $\mathbf{x}_i \in X_i$.

Se o valor objetivo ótimo é ilimitado, então uma direção extrema d_{ik} tal que $(\omega A_i - c_i)d_{ik} > 0$ é encontrada, portanto, a condição (2.15) é violada e μ_{ij} é introduzida na base pois $z_{ik} - \hat{c}_{ik} = (\omega A_i - c_i)d_{ik} > 0$.

Se o valor ótimo é limitado, então automaticamente a condição (2.15) é satisfeita para o subproblema i. Seja \mathbf{x}_{ik} um ponto extremo ótimo e $z_{ik} - \hat{c}_{ik}$ o valor objetivo ótimo. Se $z_{ik} - \hat{c}_{ik} = \omega A_i \mathbf{x}_{ik} + \alpha_i - c_i \mathbf{x}_{ik} = 0$, então a condição (2.14) é satisfeita para o subproblema i. Se $z_{ik} - \hat{c}_{ik} > 0$, então λ_{ik} pode ser introduzida na base. Quando todos os subproblemas tem $z_{ik} - \hat{c}_{ik} = 0$, então uma solução ótima do problema original é obtida. Se o problema mestre contém outras variáveis incluindo as variáveis de folga, então deve-se checar os valores $z_{ij} - c_{ij}$ para estas variáveis antes do término.

2.2 Conceitos da Teoria Fuzzy

A seguir serão apresentados alguns conceitos da teoria dos conjuntos *fuzzy* utilizados ao longo deste trabalho. Maiores detalhes podem ser encontrados em [4, 10, 15, 19, 20].

Definição 2.2.1. Uma função característica de um conjunto A, definida em um Universo X, é dada por:

$$f_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A. \end{cases}$$

A ideia fundamental de conjunto fuzzy é a pertinência gradual, ou seja, relaxar este requerimento admitindo valores intermediários entre 0 e 1 para quantificar o grau com que cada elemento do universo está associado a uma classe. Quanto mais próximo o valor estiver de 1, mais compatível o elemento está com as propriedades que distingue a classe.

Definição 2.2.2. Um conjunto fuzzy A é descrito por uma função de pertinência que mapeia os elementos de um universo **X** no intervalo unitário [0, 1]:

$$\xi_A: \mathbf{X} \to [0,1]$$
.

Um conjunto fuzzy pode ser visto como um conjunto de pares ordenados $\{x, \xi_A(x)\}$, sendo que x é um elemento de \mathbf{X} e $\xi_A(x)$ denota o grau de pertinência de x em A.

Definição 2.2.3. Um número fuzzy triangular (Figura 2.1), denotado por $\tilde{a} = (m; \alpha; \beta)$, é descrito pela seguinte função de pertinência:

$$\xi_{\tilde{a}}(x) = \begin{cases} \frac{x - (m - \alpha)}{\alpha}, & m - \alpha < x < m \\ 1, & x = m \\ \frac{(m + \beta) - x}{\beta}, & m < x < m + \beta \\ 0, & caso \ contrário. \end{cases}$$

$$(2.16)$$

sendo que m é o valor modal (elemento do universo com grau de pertinência igual a 1), α é o espalhamento à esquerda e β o espalhamento à direita $(\alpha, \beta \neq 0)$. Os valores $m - \alpha$ e $m + \beta$ são os limitantes, inferior e superior, respectivamente. Desse modo, um número fuzzy triangular também pode ser denotado por $\tilde{a} = (m - \alpha; m; m + \beta)$.

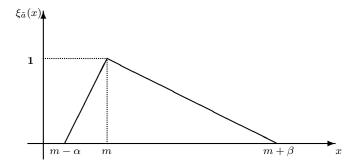


Figura 2.1: Número fuzzy triangular

Definição 2.2.4. Um número fuzzy trapezoidal ou um intervalo fuzzy (Figura 2.2), denotado por $\tilde{a} = (m_1; m_2; \alpha; \beta)$, é descrito pela seguinte função de pertinência:

$$\xi_{\tilde{a}}(x) = \begin{cases} \frac{x - (m_1 - \alpha)}{\alpha}, & m_1 - \alpha < x < m_1 \\ 1, & m_1 \le x \le m_2 \\ \frac{(m_2 + \beta) - x}{\beta}, & m_2 < x < m_2 + \beta \\ 0, & caso \ contrário. \end{cases}$$
(2.17)

sendo que m_1 é o extremo inferior do intervalo modal, m_2 o extremo superior do intervalo modal, α o espalhamento à esquerda e β o espalhamento à direita $(\alpha, \beta \neq 0)$. Os valores $m_1 - \alpha$ e $m_2 + \beta$ são os limitantes, inferior e superior, respectivamente. Desse modo, um número fuzzy trapezoidal também pode ser denotado por $\tilde{a} = (m_1 - \alpha; m_1; m_2; m_2 + \beta)$.

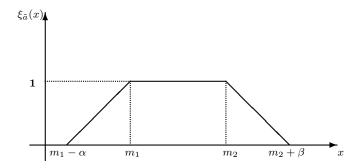


Figura 2.2: Intervalo fuzzy

Para realização de operações algébricas nos números fuzzy existem dois métodos básicos. O primeiro, é baseado no intervalo aritmético e nos α -cortes, o segundo, emprega o princípio da extensão. Para maiores detalhes, consultar Pedrycz e Gomide [15].

A seguir, o princípio da extensão é empregado para estender uma operação padrão nos números reais para os números fuzzy.

Sejam \tilde{a} e \tilde{b} números fuzzy triangulares, $t:[0,1]\times[0,1]\to[0,1]$ uma t-norma e $*:\mathbb{R}^2\to\mathbb{R}$ uma operação nos números reais. A função de pertinência $\xi_{\tilde{a}\circledast\tilde{b}}:\mathbb{R}\to[0,1]$ é definida por:

$$\xi_{\tilde{a}\circledast \tilde{b}}(z) = \sup_{x,y|z=x*y} \{\xi_{\tilde{a}}(x) \, t \, \xi_{\tilde{a}}(y)\}, \forall z \in \mathbb{R} \, .$$

Através da combinação das partes de crescimento e decrescimento das funções de pertinências de \tilde{a} e \tilde{b} é feito o cálculo de $\tilde{a} \circledast \tilde{b}$.

Diferentes escolhas de t-normas produzem resultados diferentes. A aritmética fuzzy padrão é dada pela escolha da t-norma mínimo, ou seja,

$$\xi_{\tilde{a}+\tilde{b}}(z) = \sup_{x,y|z=x+y} \min\{\xi_{\tilde{a}}(x), \xi_{\tilde{b}}(y)\}, \forall z \in \mathbb{R}.$$

O número fuzzy resultante $\tilde{c} = \tilde{a} + \tilde{b}$ é normal, ou seja, existe z tal que $\xi_{\tilde{c}}(z) = 1$. De fato, para $z = m_1 + m_2$, segue que $\xi_{\tilde{a}}(m_1) = 1$ e $\xi_{\tilde{b}}(m_2) = 1$, logo, $\xi_{\tilde{a}}(x)$ t $\xi_{\tilde{b}}(y) = 1$. Além disso, \tilde{c} também é um número fuzzy triangular definido a seguir.

Definição 2.2.5. Sejam \tilde{a} e \tilde{b} números fuzzy triangulares, denotados por $\tilde{a} = (m_1; \alpha_1; \beta_1)$ e $\tilde{b} = (m_2; \alpha_2; \beta_2)$, e $k \in \mathbb{R}$. Definem-se as operações:

i. Soma:

$$\tilde{a} + \tilde{b} = (m_1 + m_2; \alpha_1 + \alpha_2; \beta_1 + \beta_2).$$

ii. Multiplicação por escalar:

$$k\tilde{a} = (km_1; k\alpha_1; k\beta_1), \text{ se } k \geqslant 0.$$

$$k\tilde{a} = (km_1; -k\beta_1; -k\alpha_1), \text{ se } k < 0.$$

iii. Subtração:

$$\tilde{a} - \tilde{b} = \tilde{a} + (-\tilde{b}) = (m_1 - m_2; \alpha_1 + \beta_2; \beta_1 + \alpha_2).$$

Definição 2.2.6. Um vetor fuzzy triangular de dimensão k é dado por

$$\tilde{\mathbf{c}} = (\tilde{c}_1, \dots, \tilde{c}_k)$$
.

cujas coordenadas $\tilde{c}_1, \ldots, \tilde{c}_k$ são números fuzzy triangulares.

Definição 2.2.7. Sejam \tilde{c} um vetor fuzzy de dimensão k e $x = (x_1, ..., x_k)$ um vetor no \mathbb{R}^k , a multiplicação de \tilde{c} por x \acute{e} o número fuzzy dado por

$$\tilde{\mathbf{c}}\mathbf{x} = \sum_{i=1}^{k} \tilde{c}_i \, x_i \, .$$

Desse modo, se $A = [a_{ij}]$ é uma matriz real $k \times l$, então a multiplicação de \tilde{c} por A é o vetor fuzzy de dimensão l dado por

$$\tilde{c}A = \left(\sum_{i=1}^{k} \tilde{c}_{i} a_{i1}, \sum_{i=1}^{k} \tilde{c}_{i} a_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^{k} \tilde{c}_{i} a_{il}\right).$$

Existem muitas formas de comparar números *fuzzy*, por exemplo, dominância, índice de possibilidade, função *ranking*, etc.

Definição 2.2.8. Sejam $\tilde{a} = (m_1; \alpha_1; \beta_1)$ e $\tilde{b} = (m_2; \alpha_2; \beta_2)$ dois números fuzzy triangulares, então $\tilde{a} \prec \tilde{b}$ (\tilde{a} domina \tilde{b}) se e somente se

$$m_1 \le m_2, (m_1 - \alpha_1) \le (m_2 - \alpha_2), (m_1 + \beta_1) \le (m_2 + \beta_2) \ e \ \tilde{a} \ne \tilde{b}.$$

Através da Definição 2.2.8, Okada e Soper [13] introduziram o conceito de dominância entre caminhos para o problema de caminhos mínimos fuzzy. Com a teoria de possibilidade atribui-se a cada solução um grau de possibilidade de ser a solução ótima. É preciso encontrar todas as soluções e compará-las para obter o grau de possibilidade de cada uma [14].

Definição 2.2.9. Seja G = (N, A) um grafo com custo $\tilde{c} = \{\tilde{c}_{ij}\}$ associado aos seus arcos. Sejam dois subgrafos T^1 e T^2 , $T^1 \neq T^2$. O grau de possibilidade de T^1 ser menor que T^2 é dado por

$$Poss\left(\sum_{(i,j)\in T^1} \tilde{c}_{ij} \le \sum_{(i,j)\in T^2} \tilde{c}_{ij}\right) = \sup\min_{u \le v} \{\xi_{T^1}(u), \xi_{T^2}(v)\}.$$

O grau de possibilidade de T ser a solução ótima é dado por

$$D_T = \min_{T^k \in \tau} \left\{ Poss \left(\sum_{(i,j) \in T} \tilde{c}_{ij} \le \sum_{(i,j) \in T^k} \tilde{c}_{ij} \right) \right\}, \tag{2.18}$$

sendo que τ é o conjunto de todas as soluções.

A equação (2.18) também foi estudada por Dubois e Prade [4].

Definição 2.2.10. Os critérios de comparação dados a seguir foram definidos por Kaufmann e Gupta [9].

1. Primeiro Critério: Seja $\tilde{a}=(m;\alpha;\beta)$. O número real que "representa" o número fuzzy \tilde{a} é dado por

$$\breve{a} = m + \frac{1}{4}(\beta - \alpha) .$$

 $\textit{Diz-se que \tilde{a} \'e menor que \tilde{b}, e denota-se por \tilde{a} < \tilde{b}, quando \check{a} < \check{b}.}$

2. Segundo Critério: Neste critério é usado o valor modal. Sejam $\tilde{a} = (m_1; \alpha_1; \beta_1)$ e $\tilde{b} = (m_2; \alpha_2; \beta_2)$ tais que $\check{a} = \check{b}$. Diz-se que $\tilde{a} \leq \tilde{b}$ quando $m_1 < m_2$.

Analogamente define-se $\tilde{a} > \tilde{b}$.

O primeiro critério de comparação é linear, ou seja, se $\tilde{a} = \tilde{b} + k \, \tilde{c}$, então $\check{a} = \check{b} + k \, \check{c}$, $k \in \mathbb{R}$. Este critério pode ser visto como uma função ranking linear $\Re : F(\mathbb{R}) \to \mathbb{R}$ dada por

$$\Re(\tilde{a}) = m + \frac{1}{4}(\beta - \alpha),$$

sendo que $\tilde{a} = (m; \alpha; \beta)$ e $F(\mathbb{R})$ denota o conjunto dos números fuzzy triangulares [12].

Quando dois números fuzzy tem o mesmo valor modal e os espalhamentos são diferentes, porém as diferenças tanto para direita quanto para esquerda são iguais, ou seja, $\alpha_2 = \alpha_1 + k$ e $\beta_2 = \beta_1 + k$, $k \in \mathbb{R}$ (Figura 2.3), serão considerados iguais conforme definição a seguir.

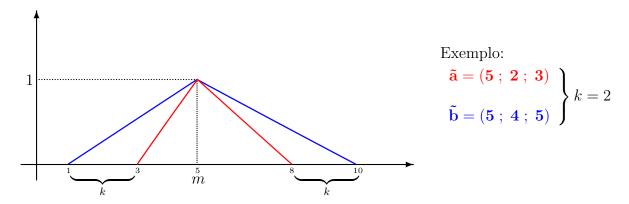


Figura 2.3: Números fuzzy triangulares iguais

Definição 2.2.11. Sejam $\tilde{a}=(m_1;\alpha_1;\beta_1)$ e $\tilde{b}=(m_2;\alpha_2;\beta_2)$ tais que $\check{a}=\check{b}$ e $m_1=m_2$. Neste caso, diz-se que \tilde{a} é igual a \tilde{b} e denota-se por $\tilde{a}=\tilde{b}$.

Considere o número fuzzy $\tilde{0} = (0;0;0)$. Pela definição anterior, $\tilde{a} = \tilde{0}$ se, e somente se, $\tilde{a} = (0;\alpha;\alpha)$. De fato, se o valor modal é zero, então $\tilde{a} = 0$ se, e somente se, os espalhamentos a direita e a esquerda são iguais.

2.3 Problema de Programação Linear Fuzzy

Nesta seção será proposta a teoria necessária para o desenvolvimento do Capítulo 3.

Considere um problema de programação linear cujos valores exatos dos coeficientes da função objetivo (custos) não sejam conhecidos devido a informações imprecisas. Utilizando a teoria dos conjuntos *fuzzy*, este problema pode ser modelado como se segue.

$$\begin{array}{rcl}
\min & \tilde{z} & = & \tilde{c}x \\
s. a & Ax & = & b \\
& x & \geqslant & 0,
\end{array}$$
(2.19)

sendo que A é uma matriz real $m \times n$ tal que m < n e rank(A) = m.

Utilizando o critério de comparação da Definição 2.2.10 será estendido o conceito de solução ótima de um problema clássico de programação linear para um problema linear *fuzzy*.

Definição 2.3.1. Uma solução factível x^* do problema (2.19) é ótima se e somente se para toda solução factível x segue que $\tilde{c}x^* \leqslant \tilde{c}x$.

Considere o sistema linear $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$. Como rank(A) = m, existe um conjunto de m colunas linearmente independentes em A. Sejam B a matriz formada por estas colunas e N a matriz formada pelas colunas restantes. Assim, $A = [B\ N]$, sendo que B, $m \times m$, é não singular. Decompondo \mathbf{x} da mesma forma, segue que $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_B\ \mathbf{x}_N]'$ e $B\mathbf{x}_B + N\mathbf{x}_N = \mathbf{b}$. Portanto, $\mathbf{x}_B = B^{-1}\mathbf{b} - B^{-1}N\mathbf{x}_N$.

A solução $x_B = B^{-1}b$, $x_N = 0$ do sistema Ax = b é chamada solução básica com respeito a base B. Decompondo \tilde{c} da mesma forma, segue que $\tilde{c} = [\tilde{c}_B \ \tilde{c}_N]$ e se $B^{-1}b \geqslant 0$, então a solução básica é factível com valor objetivo $\tilde{z} = \tilde{c}_B x_B$.

Escrevendo $\tilde{z} = \tilde{c}x = \tilde{c}_B x_B + \tilde{c}_N x_N$ em função das variáveis não-básicas, segue que

$$\tilde{z} = \tilde{\mathbf{c}}_B(B^{-1}\mathbf{b} - B^{-1}N\mathbf{x}_N) + \tilde{\mathbf{c}}_N\mathbf{x}_N,$$

fixando x_j e fazendo $x_k = 0$, para $k \neq j$, em x_N ,

$$\tilde{z} = \tilde{c}_B (B^{-1}b - B^{-1}N_j x_j) + \tilde{c}_j x_j ,$$

$$\tilde{z} = \tilde{c}_B B^{-1}b - \tilde{c}_B B^{-1}N_j x_j + \tilde{c}_j x_j ,$$

$$\tilde{z} = \tilde{c}_B B^{-1}b + (\tilde{c}_j - \tilde{c}_B B^{-1}N_j) x_j .$$

Considerando $x_j > 0$, $B^{-1}b \ge 0$ e $(B^{-1}b - B^{-1}N_jx_j) \ge 0$, da primeira equação para a segunda a distributiva altera os espalhamentos quando $(B^{-1}N_j)_i > 0$, sendo que i indica a i-ésima coordenada do vetor $B^{-1}N_j$. De fato, se $(\tilde{\mathbf{c}}_B)_i = (m_1; \alpha_1; \beta_1)$ e $(B^{-1}b - B^{-1}N_jx_j)_i = k - l$, k, l > 0 e k > l, então,

$$(m_1; \alpha_1; \beta_1)(k-l) = ((k-l)m_1; (k-l)\alpha_1; (k-l)\beta_1) = ((k-l)m_1; k\alpha_1 - l\alpha_1; k\beta_1 - l\beta_1),$$

e, fazendo a distributiva,

$$(m_1; \alpha_1; \beta_1)(k - l) = (m_1; \alpha_1; \beta_1)k - (m_1; \alpha_1; \beta_1)l =$$

$$= (km_1; k\alpha_1; k\beta_1) - (lm_1; l\alpha_1; l\beta_1) = ((k - l)m_1; k\alpha_1 + l\beta_1; k\beta_1 + l\alpha_1).$$

Observa-se que os valores modais são iguais e os espalhamentos, tanto da esquerda quanto da direita, aumentaram em $l\alpha_1 + l\beta_1$. Portanto, pela definição 2.2.11, segue que

$$(m_1; \alpha_1; \beta_1)(k-l) = (m_1; \alpha_1; \beta_1)k - (m_1; \alpha_1; \beta_1)l$$

ou seja, para $i = 1, \dots, m$ segue que

$$(\tilde{\mathbf{c}}_B)_i (B^{-1}\mathbf{b} - B^{-1}N_j x_j)_i = (\tilde{\mathbf{c}}_B)_i (B^{-1}\mathbf{b})_i - (\tilde{\mathbf{c}}_B)_i (B^{-1}N_j x_j)_i$$

Portanto,

$$\tilde{\mathbf{c}}_{B}(B^{-1}\mathbf{b} - B^{-1}N_{j}x_{j}) = \sum_{i=1}^{m} (\tilde{\mathbf{c}}_{B})_{i}(B^{-1}\mathbf{b} - B^{-1}N_{j}x_{j})_{i} = \sum_{i=1}^{m} (\tilde{\mathbf{c}}_{B})_{i}(B^{-1}\mathbf{b})_{i} - (\tilde{\mathbf{c}}_{B})_{i}(B^{-1}N_{j}x_{j})_{i} = \sum_{i=1}^{m} (\tilde{\mathbf{c}}_{B})_{i}(B^{-1}\mathbf{b})_{i} - \sum_{i=1}^{m} (\tilde{\mathbf{c}}_{B})_{i}(B^{-1}N_{j}x_{j})_{i} = \tilde{\mathbf{c}}_{B}B^{-1}\mathbf{b} - \tilde{\mathbf{c}}_{B}B^{-1}N_{j}x_{j}.$$

Correspondente a cada variável não-básica x_j , o número fuzzy $\tilde{c}_B B^{-1} N_j$ será denotado por \tilde{z}_j . A equação a seguir, pode ser utilizada para analisar a função objetivo \tilde{z} se uma variável não-básica x_j entra na base.

$$\tilde{z} = \tilde{z}_0 - (\tilde{z}_j - \tilde{c}_j)x_j, \qquad (2.20)$$

 \tilde{z}_0 é o valor objetivo correspondente à solução básica factível atual e $\tilde{z}_j - \tilde{c}_j$ é conhecido como o custo relativo de tornar a variável não-básica x_j em variável básica.

Teorema 2.3.1. Considere a equação (2.20). Para $x_j > 0$ segue que:

1. Se
$$\tilde{z}_j - \tilde{c}_j < \tilde{0}$$
, então $\tilde{z} > \tilde{z}_0$.

2. Se
$$\tilde{z}_j - \tilde{c}_j > \tilde{0}$$
, então $\tilde{z} < \tilde{z}_0$.

3. Se
$$\tilde{z}_j - \tilde{c}_j = \tilde{0}$$
, então $\tilde{z} = \tilde{z}_0$.

Portanto, se $\tilde{z}_j - \tilde{c}_j \leqslant \tilde{0}$ para todas as variáveis não-básicas, então a solução atual é ótima.

Demonstração. Sejam $\tilde{z}_0 = (m_1; \alpha_1; \beta_1)$, $\tilde{r} = \tilde{z}_j - \tilde{c}_j = (m_2; \alpha_2; \beta_2)$ e $k = x_j$. Da equação (2.20), segue que

$$\tilde{z} = \tilde{z}_0 - \tilde{r}k = (m_1; \alpha_1; \beta_1) - (km_2; k\alpha_2; k\beta_2) = (m_1 - km_2; \alpha_1 + k\beta_2; \beta_1 + k\alpha_2).$$

Então,

$$\ddot{z} = m_1 - km_2 + \frac{1}{4}(\beta_1 + k\alpha_2 - \alpha_1 - k\beta_2),
\ddot{z} = m_1 - km_2 + \frac{1}{4}((\beta_1 - \alpha_1) - (\beta_2 - \alpha_2)k),
\ddot{z} = m_1 + \frac{1}{4}(\beta_1 - \alpha_1) - (m_2 + \frac{1}{4}(\beta_2 - \alpha_2))k,
\ddot{z} = \breve{z}_0 - \breve{r} k.$$

- 1. Se $\tilde{r} = \tilde{z}_j \tilde{c}_j < \tilde{0}$ significa que $\tilde{r} < 0$ ou significa que $\tilde{r} = 0$ e $m_2 < 0$.
 - (a) Se $\check{r} < 0$, então $\check{z} = \check{z_0} \check{r} \, k \ \Rightarrow \ \check{z} > \check{z_0}$, pois k > 0, logo $\tilde{z} > \tilde{z_0}$.
 - (b) Se $\check{r}=0$, então $\check{z}=\check{z_0}-\check{r}\,k \Rightarrow \check{z}=\check{z_0}$. Como $m_2<0$ e k>0, segue que $k\,m_2<0 \Rightarrow m_1-k\,m_2>m_1$, logo $\tilde{z}\geq \tilde{z_0}$.
- 2. Se $\tilde{r} = \tilde{z}_j \tilde{c}_j > \tilde{0}$ significa que $\tilde{r} > 0$ ou significa que $\tilde{r} = 0$ e $m_2 > 0$.
 - (a) Se $\breve{r} > 0$, então $\breve{z} = \breve{z}_0 \breve{r}\,k \ \Rightarrow \ \breve{z} < \breve{z}_0$, pois k > 0, logo $\tilde{z} < \tilde{z}_0$.
 - (b) Se $\check{r}=0$, então $\check{z}=\check{z_0}-\check{r}\,k \ \Rightarrow \ \check{z}=\check{z_0}.$ Como $m_2,k>0$, segue que $k\,m_2>0 \ \Rightarrow m_1-k\,m_2< m_1$, logo $\tilde{z}\leqslant \tilde{z_0}.$
- 3. Se $\tilde{z}_j \tilde{c}_j = \tilde{0}$ significa que $m_2 = 0$ e $\alpha_2 = \beta_2$, portanto,

$$\tilde{z} = \tilde{z}_0 - \tilde{r}k = (m_1; \alpha_1; \beta_1) - (0; k\alpha_2; k\alpha_2) = (m_1; \alpha_1 + k\alpha_2; \beta_1 + k\alpha_2).$$

Então,

como \tilde{z} e $\tilde{z_0}$ têm o mesmo valor modal, $\tilde{z} = \tilde{z_0}$.

Pela Definição 2.3.1 e pelos resultados fundamentais da teoria de programação linear [1], se $\tilde{z}_j - \tilde{c}_j \leqslant \tilde{0}$ para todas as variáveis não-básicas, então a solução atual é ótima.

2.4 Problema de Fluxo Multiproduto Fuzzy

Seja $G = (\mathcal{N}, \mathcal{A})$ um grafo, sendo \mathcal{N} o conjunto de nós e \mathcal{A} o conjunto de arcos. Cada arco é denotado por (i, j), para $i, j \in \mathcal{N}$, e K é o número total de produtos. O problema de fluxo multiproduto fuzzy é formulado como o seguinte problema de programação linear fuzzy:

$$\min \ \tilde{z} = \tilde{c}x = \sum_{k=1}^{K} \sum_{(i,j)\in\mathcal{A}} \tilde{c}_{ij}^{k} x_{ij}^{k}$$

$$\text{s. a} \begin{cases} \sum_{j:(i,j)\in\mathcal{A}} x_{ij}^{k} - \sum_{j:(j,i)\in\mathcal{A}} x_{ji}^{k} = d_{i}^{k}, \ \forall i \in \mathcal{N}, \ k = 1, \dots, K \end{cases}$$

$$\sum_{k=1}^{K} x_{ij}^{k} \widetilde{\leqslant} \tilde{b}_{ij}, \ \forall (i,j) \in \mathcal{A}$$

$$x_{ij}^{k} \geqslant 0, \ \forall (i,j) \in \mathcal{A}, \ k = 1, \dots, K$$

sendo que:

- \tilde{c}_{ij}^k é o custo unitário fuzzy do produto k para percorrer o arco (i,j);
- \tilde{b}_{ij} é a capacidade fuzzy do arco (i, j);
- \bullet o símbolo $\ \widetilde{\leqslant}\$ representa a relação de ordem $\mathit{fuzzy};$
- - Se $d_i^k > 0$, i é nó gerador do produto k.
 - Se $d_i^k < 0$, i é nó consumidor do produto k.
 - Se $d_i^k = 0$, i é nó de passagem do produto k.

Geralmente, os custos são números fuzzy triangulares, escritos na forma: $(m; \alpha; \beta)$, sendo que m é o valor modal, α é o espalhamento à esquerda e β à direita, e as capacidades são intervalos fuzzy escritos na forma: $(m_1 - \alpha; m_1; m_2; m_2 + \beta)$, sendo que m_1 é o extremo inferior do intervalo modal, m_2 é o extremo superior do intervalo modal, os valores $m_1 - \alpha$ e $m_2 + \beta$ são os limitantes, inferior e superior, respectivamente.

Considerando $\alpha = m_1 = 0$, a capacidade fuzzy é dada por $(0;0;m_2;m_2+\beta)$. A Figura 2.4 ilustra este caso. Desse modo, se o fluxo no arco (i,j) pertence ao intervalo $[0,m_2]$, o grau de pertinência em relação a este arco é 1, ou seja, satisfaz totalmente a restrição de capacidade do arco (i,j); se o fluxo pertence ao intervalo $(m_2,m_2+\beta)$, o grau de pertinência está entre 0 e 1, ou seja, satisfaz parcialmente a restrição de capacidade, neste caso diz-se que a restrição de capacidade foi parcialmente violada; e se o fluxo for igual ou maior que $m_2 + \beta$ a restrição foi totalmente violada e o grau de pertinência é 0. Isto define a relação de ordem fuzzy representada pelo símbolo \leq .

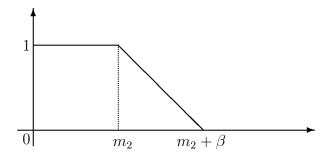


Figura 2.4: Capacidade fuzzy

Por exemplo, se a capacidade do arco (i,j) é $\tilde{b}_{ij} = (0;0;3;5)$ e o fluxo que percorre este arco é 4,5, então a pertinência neste arco é dada por

$$\xi_{\tilde{b}_{ij}}(fluxo) = \frac{(m_2 + \beta) - fluxo}{\beta} = \frac{5 - 4.5}{2} = 0.25.$$

A restrição de capacidade foi parcialmente violada, significa que além do extremo superior do intervalo modal da capacidade (m_2) , passou

$$1 - \xi_{\tilde{b}_{ij}}(fluxo) = 0.75$$

do espalhamento do arco (β)

$$3 + 0.75 \cdot 2 = 3 + 1.5 = 4.5$$
.

Capítulo 3

Decomposição de Dantzig-Wolfe Fuzzy

Neste capítulo serão apresentados dois métodos que utilizam técnicas de decomposição para resolver problemas de programação linear fuzzy com uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. O primeiro, baseado no método clássico de Dantzig-Wolfe [1, 3] aborda incertezas somente nos custos. Acrescentando incertezas nas restrições, o segundo método é baseado no método de Zimmermann e na abordagem de Werners [20] e utiliza o primeiro método em duas etapas do algoritmo. Utilizando a teoria dos conjuntos fuzzy, os métodos propostos trabalham com o problema na forma fuzzy durante o procedimento de resolução.

Na Seção 2.4 foi visto que o problema de fluxo multiproduto fuzzy pode ser formulado como o seguinte problema de programação linear fuzzy:

$$\min \quad \tilde{z} = \tilde{c}x = \sum_{k=1}^{K} \sum_{(i,j)\in\mathcal{A}} \tilde{c}_{ij}^{k} x_{ij}^{k}
= \sum_{j:(i,j)\in\mathcal{A}} x_{ij}^{k} - \sum_{j:(j,i)\in\mathcal{A}} x_{ji}^{k} = d_{i}^{k}, \ \forall i \in \mathcal{N}, \ k = 1, \dots, K
\sum_{k=1}^{K} x_{ij}^{k} \widetilde{\leqslant} \tilde{b}_{ij}, \ \forall (i,j) \in \mathcal{A}
= x_{ij}^{k} \geqslant 0, \ \forall (i,j) \in \mathcal{A}, \ k = 1, \dots, K$$
(3.1)

Pensou-se em aplicar métodos utilizando técnicas de decomposição devido ao fato de uma parte do conjunto das restrições do problema (3.1) ter uma estrutura "diagonal de blocos" podendo ser decomposto em vários conjuntos, cada um envolvendo um produto.

Considerando a capacidade sem incerteza, o problema (3.1) pode ser escrito na forma:

Para o problema de fluxo multiproduto fuzzy tem-se:

$$A^{1} = \cdots = A^{K} = I_{a}, \quad \tilde{c}^{k} = [\tilde{c}_{ij}^{k}], \quad b = [b_{ij}], \quad d^{k} = [d_{i}^{k}], \quad D^{1} = \cdots = D^{K} = M,$$

 I_a é a matriz identidade $a \times a$, $d^k \in \mathbb{R}^{n-1}$, M é a matriz de incidência do grafo, formada por 0 e ± 1 , $M \in \mathbb{R}^{(n-1)\times a}$, rank(M) = n-1, n é o número de nós e a o de arcos. Excluindo a não negatividade, seriam $(a + (n-1) \cdot K)$ restrições e $(a \cdot K)$ variáveis. Logo, a matriz $A = [A^1 \cdots A^K]$ tem dimensão $a \times (a \cdot K)$.

Cada vetor fuzzy \tilde{c}^k tem dimensão correspondente ao bloco D^k . Neste trabalho, as coordenadas de \tilde{c}^k são dadas por números fuzzy triangulares, escritos na forma: $\tilde{a} = (m; \alpha; \beta)$, sendo que m é o valor modal, α é o espalhamento à esquerda e β à direita.

3.1 Problema de Programação Linear com Custos Fuzzy

Nesta seção será apresentado um método que resolve o problema de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas somente nos custos baseado no método clássico de decomposição de Dantzig-Wolfe.

3.1.1 Algoritmo Proposto

O algoritmo proposto visa encontrar a solução ótima para qualquer problema de programação linear fuzzy que possa ser escrito na forma do problema (3.2).

As restrições $A^1\mathbf{x}^1+A^2\mathbf{x}^2+\cdots+A^K\mathbf{x}^K\leqslant\mathbf{b}$ do problema (3.2) são chamadas restrições acopladas.

No problema (3.2), considerando as restrições com estrutura "diagonal de blocos" e a não negatividade, serão definidos a seguir, os conjuntos X^1, \ldots, X^K , cada um envolvendo um subconjunto de variáveis, as quais não aparecem em qualquer outro conjunto.

$$X^k \equiv \{ \mathbf{x}^k : D^k \mathbf{x}^k = \mathbf{d}^k, \, \mathbf{x}^k \geqslant 0 \},$$

para $k = 1, \ldots, K$.

Cada conjunto X^k define um conjunto poliedral. Desse modo, cada ponto de X^k pode ser escrito como uma combinação convexa dos pontos extremos mais uma combinação linear não negativa das direções extremas (se existir) de X^k :

$$\mathbf{x}^{k} = \sum_{j=1}^{t_{k}} \lambda_{j}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k} + \sum_{j=1}^{l_{k}} \mu_{j}^{k} \nu_{j}^{k}$$

$$\sum_{j=1}^{t_{k}} \lambda_{j}^{k} = 1$$

$$\lambda_{j}^{k} \ge 0, \quad j = 1, \dots, t_{k}$$

$$\mu_{j}^{k} \ge 0, \quad j = 1, \dots, l_{k},$$

sendo que \mathbf{x}_{j}^{k} , $j=1,\ldots,t_{k}$ são os pontos extremos e ν_{j}^{k} , $j=1,\ldots,l_{k}$ as direções extremas de X^{k} . Substituindo cada \mathbf{x}^{k} no problema (3.2) pela representação anterior, obtém-se o problema reformulado a seguir. Devido a não negatividade das variáveis \mathbf{x}_{j}^{k} , ν_{j}^{k} , λ_{j}^{k} e μ_{j}^{k} , as passagens dos somatórios não alteram os números fuzzy no sentido de que os valores modais e os espalhamentos são os mesmos.

min
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\tilde{c}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (\tilde{c}^k \nu_j^k) \mu_j^k$$
s. a
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (A^k \nu_j^k) \mu_j^k \leq \mathbf{b}$$

$$\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\mu_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, l_k, \quad k = 1, \dots, K.$$

$$(3.4)$$

Este problema é chamado Problema Mestre e suas variáveis são λ_j^k , $j=1,\ldots,t_k$, $k=1,\ldots,K$ e μ_j^k , $j=1,\ldots,l_k$, $k=1,\ldots,K$.

As restrições (3.3) são chamadas restrições mestre (vindas das acopladas) e (3.4) são as restrições de convexidade. Para o problema de fluxo multiproduto fuzzy, seriam a restrições mestre, lembrando que a é o número de arcos.

Para resolver o problema mestre será feita uma adaptação do método simplex revisado para o caso em que o custo é um vetor fuzzy. Para isto, serão utilizados os conceitos da Seção 2.2. A estrutura "diagonal de blocos" do subconjunto de restrições será aqui melhor explorada.

Supõe-se que uma solução básica factível do problema mestre é conhecida com uma base B $(a + K) \times (a + K)$. A base B deve conter pelo menos uma variável λ_j^k de cada bloco k, para poder formar o vetor $\mathbf{x} = [\mathbf{x}^1 \cdots \mathbf{x}^K]'$ solução do problema original. Supõe-se, também, que B^{-1} , $\bar{\mathbf{b}} = B^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{1} \end{pmatrix}$, $(\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) = [\tilde{\omega}_1 \cdots \tilde{\omega}_a \tilde{\alpha}^1 \cdots \tilde{\alpha}^K] = \tilde{\mathbf{c}}_B B^{-1}$ são conhecidos, sendo que $\tilde{\omega}$ e $\tilde{\alpha}$ são chamadas variáveis duais fuzzy correspondentes às restrições (3.3) e (3.4), $\tilde{\mathbf{c}}_B$ é o vetor custo para as variáveis básicas $(\tilde{c}_j^k = \tilde{c}^k \mathbf{x}_j^k \text{ para } \lambda_j^k \text{ e } \tilde{c}_j^k = \tilde{c}^k \nu_j^k \text{ para } \mu_j^k)$. Com isto, forma-se o tableau do Problema Mestre:

BASE INVERSA	RHS
$(ilde{\omega}, ilde{lpha})$	$\tilde{\hat{\mathrm{c}}}_Bar{\mathrm{b}}$
B^{-1}	$\bar{\mathrm{b}}$

O método simplex revisado procede por concluir que a solução corrente é ótima ou o problema é ilimitado, senão, por decidir aumentar uma variável não-básica. Para isto, o custo relativo $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k$ de cada variável não-básica é analisado.

Para
$$\lambda_j^k$$
: $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k = (\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) \begin{pmatrix} A^k \mathbf{x}_j^k \\ e_k \end{pmatrix} - \tilde{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k = \tilde{\omega} A^k \mathbf{x}_j^k + \tilde{\alpha}^k - \tilde{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k$.

Para μ_j^k : $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k = (\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) \begin{pmatrix} A^k \nu_j^k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - \tilde{\mathbf{c}}^k \nu_j^k = \tilde{\omega} A^k \nu_j^k - \tilde{\mathbf{c}}^k \nu_j^k$.

O vetor e_k é o canônico e vetor ${\bf 0}$ é o nulo, ambos têm dimensão $K\times 1.$

Pelo Teorema 2.3.1, a solução corrente é ótima se $\tilde{z}_j^k - \tilde{\hat{c}}_j^k \leqslant \tilde{0}$ para cada variável não-básica λ_j^k , μ_j^k .

Naturalmente, $\tilde{z}^k_j - \hat{\tilde{c}}^k_j = \tilde{0}$ para cada variável básica $\lambda^k_j,\,\mu^k_j.$ De fato,

$$\tilde{z}_j^k = \tilde{\hat{c}}_B \underbrace{B^{-1}B_j^k}_{e_i^k} = \tilde{\hat{c}}_j^k \quad \Rightarrow \quad \tilde{z}_j^k - \tilde{\hat{c}}_j^k = \tilde{\hat{c}}_j^k - \tilde{\hat{c}}_j^k = \tilde{0} .$$

Uma vez que $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k = \tilde{0}$ para as variáveis básicas, tem-se que $\max_{\substack{1 \leqslant j \leqslant t_k \\ 1 \leqslant j \leqslant l_k}} \{\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k\} \geqslant \tilde{0}$.

- Se $\max_{\substack{1 \leqslant j \leqslant t_k \\ 1 \leqslant j \leqslant l_k}} \{\tilde{z}_j^k \tilde{\hat{c}}_j^k\} = \tilde{0}$, então $\tilde{z}_j^k \tilde{\hat{c}}_j^k \leqslant \tilde{0}$ para cada variável não-básica.
- Se $\max_{\substack{1 \leqslant j \leqslant t_k \\ 1 \leqslant j \leqslant l_k}} \{ \tilde{z}_j^k \tilde{c}_j^k \}_f^> \tilde{0}$, então a variável não-básica correspondente, λ_j^k ou μ_j^k , é candidata a tornar-se variável básica.

A estrutura especial que permitiu a definição dos conjuntos X^1, \ldots, X^K , facilita a resolução do problema. Pode-se facilmente verificar se $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k \leqslant \tilde{0}$ é satisfeito ou não, resolvendo cada subproblema a seguir, para $k = 1, \ldots, K$.

$$\max_{s. a} (\tilde{\omega} A^k - \tilde{c}^k) x^k + \tilde{\alpha}^k$$

s. a $x^k \in X^k$.

Para resolver cada subproblema foi implementado o simplex revisado para o caso em que o custo é um vetor fuzzy. Exceto pela não negatividade, as restrições são de igualdade.

O subproblema k é um problema de programação linear com custos fuzzy. Neste caso, o resultado que se existe uma solução ótima do subproblema k, então ela será encontrada em um dos pontos extremos do poliedro X^k , foi verificado.

Resolução do subproblema k:

- 1. Se o subproblema k fornece um valor objetivo ótimo ilimitado, então uma direção extrema ν_j^k tal que $(\tilde{\omega}A^k \tilde{c}^k)\nu_j^k > \tilde{0}$ é encontrada cuja variável correspondente μ_j^k é candidata a entrar na base mestre. Neste caso, calcula-se a coluna $\begin{pmatrix} A^k \nu_j^k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$, multiplica-se por B^{-1} para atualizá-la, obtendo y_{kj} . A coluna $\begin{pmatrix} \tilde{z}_j^k \tilde{c}_j^k \\ y_{kj} \end{pmatrix}$ é inserida no tableau do Problema Mestre.
- 2. Se o subproblema k fornece um valor objetivo estritamente positivo, como $\tilde{z}_j^k \tilde{c}_j^k = \tilde{0}$ para as variáveis básicas, conclui-se que foi encontrado um ponto extremo x_j^k cuja variável correspondente λ_j^k é candidata a entrar na base mestre. Calcula-se a coluna $\begin{pmatrix} A^k x_j^k \\ e_k \end{pmatrix}$, multiplica-se por B^{-1} para atualizá-la, obtendo y_{kj} . A coluna $\begin{pmatrix} \tilde{z}_j^k \tilde{c}_j^k \\ y_{kj} \end{pmatrix}$ é inserida no tableau do Problema Mestre.

Após inserir a coluna no tableau, pivoteia-se em y_{kj_r} , sendo que o índice r é dado por

$$\frac{\bar{b}_r}{y_{kj_r}} = \min_{1 \leqslant i \leqslant a+K} \left\{ \frac{\bar{b}_i}{y_{kj_i}}; y_{kj_i} > 0 \right\}.$$

A primeira linha do tableau não é atualizada pelo pivoteamento. Após o pivoteamento são encontrados a nova matriz B^{-1} e o novo vetor $\bar{\mathbf{b}}$, então, com $\tilde{\mathbf{c}}_B$ correspondente à nova base, as variáveis duais fuzzy são atualizadas fazendo $(\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) = \tilde{\mathbf{c}}_B B^{-1}$ e o valor objetivo é atualizado fazendo $\tilde{z} = \tilde{\mathbf{c}}_B \bar{\mathbf{b}}$.

Se nenhum dos dois casos anteriores ocorrer, ou seja, o subproblema k fornece o valor objetivo nulo, então $\tilde{z}_j^k - \tilde{\hat{c}}_j^k \leqslant \tilde{0}$ para as variáveis não-básicas, logo, não existe atualmente um candidato a entrar na base mestre para o subproblema k.

Se nenhum subproblema fornece um candidato a entrar na base, então, a solução ótima foi encontrada. Caso contrário, deve-se selecionar um entre os vários candidatos a entrar na base mestre. Pode-se usar a regra de selecionar aquele com o maior $\tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k$ ou o primeiro, e assim por diante.

A resolução dos subproblemas fornece um ponto extremo \mathbf{x}_j^k correspondente à coluna atualizada $\begin{pmatrix} \tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k \\ y_{kj} \end{pmatrix}$, por isso, este procedimento é conhecido como "esquema de geração de colunas".

Observação: Como as restrições do problema mestre é do tipo desigualdade, então, além de resolver os subproblemas, é necessário checar os custos relativos para as variáveis de folga s_i antes do término:

$$\tilde{z}_{s_i} - \tilde{c}_{s_i} = (\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) \begin{pmatrix} e_i \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - \tilde{0} = \tilde{\omega}_i.$$

Em resumo, dada uma solução básica factível do problema mestre através da resolução dos subproblemas é possível encontrar uma solução ótima do problema original, devido à estrutura especial de "diagonal de blocos".

3.1.2 Passos do Algoritmo Proposto

A seguir serão descritos os passos do algoritmo proposto. Considerando o problema (3.2), os dados de entrada são: \tilde{c}^k , A^k , b, D^k e d^k , k = 1, ..., K, sendo que K é o número de blocos. Para o problema de fluxo multiproduto fuzzy $A^1 = \cdots = A^K = I_a$ e $D^1 = \cdots = D^K = M$, matriz identidade e matriz de incidência do grafo, respectivamente, e a é o número de arcos. Faz sentido denotar o comprimento do vetor b também por a.

Passo 1. Inicialização:

Encontrar uma solução básica factível inicial para o problema mestre.

Supondo que não sejam conhecidos os pontos extremos (ou direções extremas, caso existam) de cada poliedro $X^k \equiv \{\mathbf{x}^k : D^k\mathbf{x}^k = \mathbf{d}^k, \mathbf{x}^k \ge 0\}$ aplica-se o método Fase I do Simplex para encontrar um ponto extremo de cada poliedro X^k . A fim de simplificar a notação, será suposto que todos os poliedros são limitados.

Sejam $\mathbf{x}_1^1 \in X^1, \mathbf{x}_1^2 \in X^2, \dots, \mathbf{x}_1^K \in X^K$ os pontos extremos obtidos na Fase I. Para $k=1,\dots,K$ considere a combinação convexa $\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k \mathbf{x}_j^k$, tal que $\lambda_j^k=1$ se j=1 e $\lambda_j^k=0$ se $j\neq 1$. Desse modo, as restrições de convexidade (3.4) são satisfeitas. Falta verificar as restrições mestre (3.3):

1. Se $\sum_{k=1}^{K} A^k \mathbf{x}_1^k \leq \mathbf{b}$, então uma base B para o problema mestre é obtida adicionando-se a variáveis de folga,

$$B = \begin{bmatrix} I_a & \mathbf{A}\mathbf{x} \\ \mathbf{0} & I_K \end{bmatrix} ,$$

sendo que I_a corresponde ao vetor de folga s, I_K corresponde às restrições de convexidade, $\mathbf{A}\mathbf{x}$ é a matriz $a \times K$ cujas colunas são $A^1\mathbf{x}_1^1, A^2\mathbf{x}_1^2, \dots, A^K\mathbf{x}_1^K$ e $\mathbf{0}$ é a matriz nula $K \times a$. Portanto, as variáveis básicas são

$$s_1, \ldots, s_a, \lambda_1^1, \lambda_1^2, \ldots, \lambda_1^K > 0$$

 $(\lambda_1^k \text{ correspondente a } \mathbf{x}_1^k)$ e as não-básicas são

$$\lambda_j^1 = \lambda_j^2 = \dots = \lambda_j^K = 0, j = 2, \dots, t_k$$

A base inversa B^{-1} é dada por

$$B^{-1} = \left[\begin{array}{c|c} I_a & -\mathbf{A}\mathbf{x} \\ \hline \mathbf{0} & I_K \end{array} \right]$$

então

$$\bar{\mathbf{b}} = B^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{b} - \sum_{k=1}^{K} A^k \mathbf{x}_1^k \\ \mathbf{1} \end{pmatrix},$$

$$(\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) = \tilde{\tilde{c}}_B B^{-1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{0}} \ \tilde{\mathbf{c}}^1 \mathbf{x}_1^1 \ \tilde{\mathbf{c}}^2 \mathbf{x}_1^2 \ \cdots \ \tilde{\mathbf{c}}^K \mathbf{x}_1^K \end{bmatrix} B^{-1} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{0}} \ \tilde{\mathbf{c}}^1 \mathbf{x}_1^1 \ \tilde{\mathbf{c}}^2 \mathbf{x}_1^2 \ \cdots \ \tilde{\mathbf{c}}^K \mathbf{x}_1^K \end{bmatrix}$$

е

$$\tilde{\hat{\mathbf{c}}}_B \bar{\mathbf{b}} = \sum_{k=1}^K \tilde{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_1^k \,.$$

Com estes dados forma-se o tableau inicial do Problema Mestre:

BASE INVERSA	RHS
$(\tilde{\omega}, \tilde{lpha})$	$\tilde{\hat{\mathbf{c}}}_Bar{\mathbf{b}}$
B^{-1}	b

2. Se $\sum_{k=1}^{K} A^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{b}$, então adicionam-se a variáveis de folga (vetor s) para tornar o problema mestre na forma de igualdade, multiplica-se por (-1) as linhas necessárias, aquelas correspondentes à $\sum_{k=1}^{K} A^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{b}$, acrescentam-se a variáveis artificiais (vetor τ) e novamente multiplica-se por (-1) (as mesmas linhas). Desse modo, obtém-se o problema crisp a seguir, denominado problema mestre auxiliar.

min
$$\tau$$

s. a $\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \mathbf{s} + \bar{\mathbf{1}} \boldsymbol{\tau} = \mathbf{b}$
 $\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K.$
 $\lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K.$
 $s_i, \tau_i \geqslant 0, \quad i = 1, \dots, a.$

O vetor $\bar{\mathbf{1}}$ é dado pelo vetor unitário de comprimento a multiplicando por (-1) as coordenadas correspondentes a

$$\sum_{k=1}^K A^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{b}.$$

A base inicial é dada por:

$$B = \begin{bmatrix} \bar{I}_a & \mathbf{A}\mathbf{x} \\ \mathbf{0} & I_K \end{bmatrix} ,$$

sendo que \bar{I}_a é dada como $\bar{\mathbf{1}}$ e corresponde ao vetor artificial $\boldsymbol{\tau}$, I_K corresponde às restrições de convexidade, $\mathbf{A}\mathbf{x}$ é a matriz $a \times K$ cujas colunas são $A^1\mathbf{x}_1^1, A^2\mathbf{x}_1^2, \dots, A^K\mathbf{x}_1^K$ e $\mathbf{0}$ é a matriz nula $K \times a$. Portanto, as variáveis básicas são

$$\tau_1, \ldots, \tau_a, \lambda_1^1, \lambda_1^2, \ldots, \lambda_1^K \ge 0$$

e as não-básicas são

$$\lambda_j^1 = \lambda_j^2 = \dots = \lambda_j^K = 0, \ j = 2, \dots, t_k \ e \ s_1 = \dots = s_a = 0.$$

Partindo desta solução básica factível, será formado o *tableau* inicial do problema mestre auxiliar com os seguintes dados:

$$\bar{\mathbf{b}} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{1}}(\mathbf{b} - \sum_{1} A^k \mathbf{x}_1^k) \\ \mathbf{1} \end{bmatrix}, \quad (\omega, \alpha) = \mathbf{c}_B B^{-1} \quad \text{e} \quad \mathbf{c}_B \bar{\mathbf{b}}.$$

Através da resolução dos subproblemas a seguir, é possível encontrar a base ótima.

$$\max \quad \omega A^k \mathbf{x}^k + \alpha^k$$

s. a $\mathbf{x}^k \in X^k$,

para k = 1, ..., K. Se nenhuma variável artificial estiver na base ótima, então temse uma base inicial para o problema mestre, caso contrário o problema mestre é infactível e, portanto, o problema original não tem solução.

Passo 2. Passo Mestre:

2.1. Para k = 1, ..., K, resolver os subproblemas a seguir:

$$\max_{\mathbf{S}.\ \mathbf{a}} \ \ (\tilde{\omega}A^k - \tilde{\mathbf{c}}^k)\mathbf{x}^k + \tilde{\alpha}^k \\ \mathbf{s}.\ \mathbf{a} \ \ \mathbf{x}^k \in X^k \, .$$

No início do Passo 1, aplicou-se o método Fase I do Simplex para encontrar um ponto extremo de cada poliedro X^k . A base relativa a esse ponto é a base inicial para o simplex revisado fuzzy resolver cada subproblema k.

Sejam \mathbf{x}_{j}^{k} uma solução básica factível ótima e $\tilde{z}_{j}^{k} - \tilde{c}_{j}^{k}$ o valor objetivo, se $\tilde{z}_{j}^{k} - \tilde{c}_{j}^{k} = \tilde{0}$ para $k = 1, \ldots, K$ e se $\tilde{\omega} \leqslant \tilde{\mathbf{0}}$, então fim! A solução básica factível do último passo mestre fornece uma solução ótima do problema original. Caso contrário, ir para o item 2.2.

- **2.2.** Se $\tilde{z}_j^k \tilde{c}_j^k \ge \tilde{0}$ para algum k ir para 2.2.1, senão ir para 2.2.2.
 - **2.2.1.** Selecionar um dos pontos extremos \mathbf{x}_{j}^{k} com valor objetivo $\tilde{z}_{j}^{k} \tilde{c}_{j}^{k} \geq \tilde{0}$.

Obter
$$y_{kj} = B^{-1} \begin{pmatrix} A^k \mathbf{x}_j^k \\ e_k \end{pmatrix}$$
 e inserir a coluna $\begin{pmatrix} \tilde{z}_j^k - \tilde{c}_j^k \\ y_{kj} \end{pmatrix}$ no tableau do Problema Mestre.

Pivotear em y_{kj_r} , sendo que o índice r é dado por

$$\frac{\bar{b}_r}{y_{kj_r}} = \min_{1 \leqslant i \leqslant a+K} \left\{ \frac{\bar{b}_i}{y_{kj_i}}; y_{kj_i} > 0 \right\}.$$

Atualizar o tableau e voltar ao item 2.1.

2.2.2. A variável de folga s_i é candidata a entrar na base.

Obter $y_{s_i} = B^{-1} \begin{pmatrix} e_i \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$ e inserir a coluna $\begin{pmatrix} \tilde{\omega}_i \\ y_{s_i} \end{pmatrix}$ no tableau do Problema Mestre.

Observação: Não precisa calcular $y_{s_i} = B^{-1} \begin{pmatrix} e_i \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$, pois o resultado é a *i*-ésima coluna de B^{-1} .

Pivotear em $y_{s_{ir}}$, sendo que o índice r é dado por

$$\frac{\bar{b}_r}{y_{s_{ir}}} = \min_{1 \leqslant q \leqslant a+K} \left\{ \frac{\bar{b}_q}{y_{s_{iq}}}; y_{s_{iq}} > 0 \right\}.$$

Atualizar o tableau e voltar ao item 2.1.

O passo mestre fornece uma solução factível melhorada do problema original, sempre que um pivoteamento não-degenerado é realizado.

O diagrama a seguir ilustra os passos do algoritmo proposto.

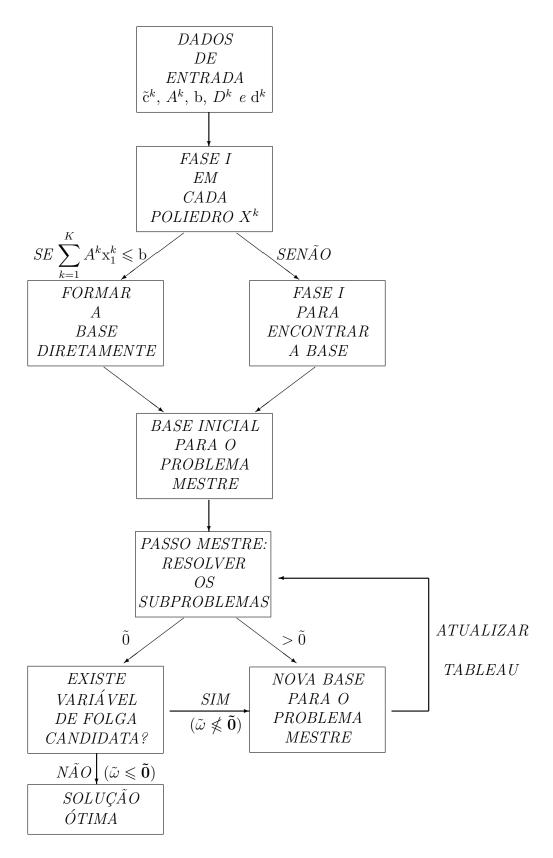


Figura 3.1: Diagrama do método proposto

3.1.3 Exemplo Numérico

Nesta seção serão resolvidos dois problemas simples com finalidade didática, pois permite uma análise detalhada. O primeiro é um problema de fluxo multiproduto com custos *fuzzy* e o segundo é um problema de programação linear com custos *fuzzy* que apresenta, em uma parte do conjunto de restrições, uma estrutura "diagonal de blocos" apropriada para exemplificar o caso em que a base ótima do problema mestre contém uma direção extrema.

Exemplo 1. Dada a rede de três nós e três arcos da Figura 3.2, considerou-se que dois produtos, p_1 e p_2 , têm como origem o nó 1 e como destino o nó 3. As ofertas e as demandas dos produtos são: $d_1^1 = 5$, $d_1^2 = 6$, $d_3^1 = -5$ e $d_3^2 = -6$, sendo que d_i^k é a oferta ou demanda do produto k no nó i.

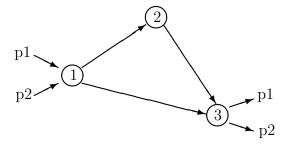


Figura 3.2: Rede de 3 nós

O custo de cada produto para percorrer cada arco e a capacidade de cada arco seguem na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Custos e capacidades - Rede de 3 nós

arco	custo de p_1	custo de p_2	capacidade
$1 \rightarrow 2$	(2;2;1)	(3;2;2)	5
$2 \rightarrow 3$	(2;2;2)	(2;2;1)	6
$1 \rightarrow 3$	(3; 3; 2)	(6;4;2)	7

Das restrições de conservação de fluxo dos nós obtem-se:

$$\bar{D}^1 = \bar{D}^2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \ \bar{d}^1 = \begin{pmatrix} 5 \\ 0 \\ -5 \end{pmatrix} e \ \bar{d}^2 = \begin{pmatrix} 6 \\ 0 \\ -6 \end{pmatrix},$$

sendo que na matriz \bar{D}^1 (ou \bar{D}^2) a primeira coluna se refere ao arco (1,2), a segunda ao arco (2,3) e a terceira ao arco (1,3). Como a última linha referente ao terceiro nó é combinação linear das duas primeiras, ela deve ser excluída. Desse modo,

$$A^{1} = A^{2} = I_{3}, D^{1} = D^{2} = M = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix}, d^{1} = \begin{pmatrix} 5 \\ 0 \end{pmatrix} e d^{2} = \begin{pmatrix} 6 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

A Figura 3.3 ilustra o conjunto poliedral $X^1 \in \mathbb{R}^3$ dado por um segmento de reta cujos pontos extremos são $(5\ 5\ 0)'$ e $(0\ 0\ 5)'$. Analogamente, os pontos extremos de X^2 são $(6\ 6\ 0)'$ e $(0\ 0\ 6)'$.

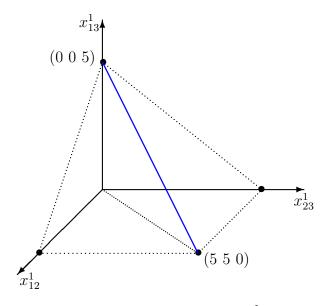


Figura 3.3: Poliedro X^1

Como solução do algoritmo serão apresentados: o fluxo de cada produto nos arcos, o fluxo total nos arcos e o custo total (função objetivo \tilde{z}). O custo total é obtido pela multiplicação do custo pelo fluxo de cada produto em cada arco ($\tilde{z} = \tilde{c}x$).

Passo Inicialização

Existem dois pontos extremos $x_1^1 \in X^1$ e $x_1^2 \in X^2$ tais que $A^1x_1^1 + A^2x_1^2 \leq b$, são eles $x_1^1 = (5\ 5\ 0)'$ e $x_1^2 = (0\ 0\ 6)'$. Desse modo, considerando o vetor de folga $s = (s_1\ s_2\ s_3)'$, o tableau inicial é formado por:

Como b $-x_1^1 - x_1^2 = (0 \ 1 \ 1)', \ \tilde{c}^1 x_1^1 = (20; 20; 15), \ \tilde{c}^2 x_1^2 = (36; 24; 12) \ e \ \tilde{c}^1 x_1^1 + \tilde{c}^2 x_1^2 = (56; 44; 27)$ segue o tableau inicial:

		BASE INVERSA							
z	Õ	Õ	Õ	(20; 20; 15)	(36; 24; 12)	(56; 44; 27)			
s_1	1	0	0	-5	0	0			
s_2	0	1	0	-5	0	1			
s_3	0	0	1	0	-6	1			
λ_1^1	0	0	0	1	0	1			
λ_1^2	0	0	0	0	1	1			

Passo Mestre

Primeira iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^{1} - \tilde{c}^{1})x^{1} + \tilde{\alpha}^{1} \\ \text{s. a} & x^{1} \in X^{1} \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(2;2;1)x_{12}^{1} - (2;2;2)x_{23}^{1} - (3;3;2)x_{13}^{1} + (20;20;15) \\ \text{s. a} & x_{12}^{1} & + x_{13}^{1} = 5 \\ -x_{12}^{1} + x_{23}^{1} & = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_2^1 = (0\ 0\ 5)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_2^1 - \tilde{\hat{c}}_2^1 = -(15; 15; 10) + (20; 20; 15) = (5; 30; 30) \underset{f}{>} \tilde{0}.$$

2. Subproblema 2:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^2 - \tilde{c}^2)x^2 + \tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} & x^2 \in X^2 \end{cases} \Rightarrow$$
$$\begin{cases} \max & -(3;2;2)x_{12}^2 - (2;2;1)x_{23}^2 - (6;4;2)x_{13}^2 + (36;24;12) \\ \text{s. a} & x_{12}^2 + x_{23}^2 = 6 \\ -x_{12}^2 + x_{23}^2 = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_2^2 = (6 \ 6 \ 0)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_2^2 - \tilde{c}_2^2 = -(30; 24; 18) + (36; 24; 12) = (6; 42; 36) > \tilde{0}.$$

Adotando a regra do mais positivo, como $(5;30;30) \geq (6;42;36)$, λ_2^1 é escolhida para entrar na base mestre. A coluna dada por

$$\begin{pmatrix} \tilde{z}_2^1 - \tilde{c}_2^1 \\ y_{12} \end{pmatrix}, \quad y_{12} = B^{-1} \begin{pmatrix} A^1 \mathbf{x}_2^1 \\ e_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -5 \\ -5 \\ 5 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

é inserida no tableau:

			BASE	INVERSA		RHS
z	õ	$\tilde{0}$	$\tilde{0}$	(20; 20; 15)	(36; 24; 12)	(56; 44; 27)
s_1	1	0	0	-5	0	0
s_2	0	1	0	-5	0	1
s_3	0	0	1	0	-6	1
λ_1^1	0	0	0	1	0	1
λ_1^2	0	0	0	0	1	1

(5;30;30)
-5
-5
5
1
0

Linha de pivoteamento: r = 3. Portanto, sai a variável s_3 . Pivoteando para encontrar a nova matriz B^{-1} e o novo vetor \bar{b} , e atualizando a primeira linha:

$$(\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) = \tilde{\hat{c}}_B B^{-1} \ e \ \tilde{z} = \tilde{\hat{c}}_B \bar{b}$$

(pegando o novo $\tilde{\hat{c}}_B$) obtém-se o novo tableau:

		RHS				
z	$\tilde{0}$	$\tilde{0}$	(-1; 6; 6)	(20; 20; 15)	(42;60;48)	(55; 43; 26)
s_1	1	0	1	-5	-6	1
s_2	0	1	1	-5	-6	2
λ_2^1	0	0	1/5	0	-6/5	1/5
λ_1^1	0	0	-1/5	1	6/5	4/5
λ_1^2	0	0	0	0	1	1

Segunda iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^{1} - \tilde{c}^{1})x^{1} + \tilde{\alpha}^{1} \\ \text{s. a} & x^{1} \in X^{1} \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(2;2;1)x_{12}^{1} - (2;2;2)x_{23}^{1} - (4;9;8)x_{13}^{1} + (20;20;15) \\ \text{s. a} & x_{12}^{1} & + x_{13}^{1} = 5 \\ -x_{12}^{1} + x_{23}^{1} & = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_3^1 = (0\ 0\ 5)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_3^1 - \tilde{c}_3^1 = -(20; 45; 40) + (20; 20; 15) = (0; 60; 60) = \tilde{0}.$$

2. Subproblema 2:
$$\left\{\begin{array}{ll} \max & (\tilde{\omega}A^2-\tilde{\mathbf{c}}^2)\mathbf{x}^2+\tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} & \mathbf{x}^2\in X^2 \end{array}\right. \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(3;2;2)x_{12}^2 - (2;2;1)x_{23}^2 - (7;10;8)x_{13}^2 + (42;60;48) \\ \text{s. a} & x_{12}^2 + x_{13}^2 = 6 \\ & -x_{12}^2 + x_{23}^2 = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_3^2 = (6 6 0)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_3^2 - \tilde{c}_3^2 = -(30; 24; 18) + (42; 60; 48) = (12; 78; 72) > \tilde{0}.$$

Somente o subproblema 2 fornece candidato neste momento, então λ_3^2 é escolhida para entrar na base mestre. A coluna dada por

$$\begin{pmatrix} \tilde{z}_3^2 - \tilde{c}_3^2 \\ y_{23} \end{pmatrix}, \quad y_{23} = B^{-1} \begin{pmatrix} A^2 \mathbf{x}_3^2 \\ e_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -6/5 \\ 6/5 \\ 1 \end{pmatrix}$$

é inserida no tableau:

		RHS				
z	Õ	Õ	(-1;6;6)	(20; 20; 15)	(42;60;48)	(55; 43; 26)
s_1	1	0	1	-5	-6	1
s_2	0	1	1	-5	-6	2
$\lambda_2^1 \ \lambda_1^1$	0	0	1/5	0	-6/5	1/5
	0	0	-1/5	1	6/5	4/5
λ_1^2	0	0	0	0	1	1

(12; 78; 72)
0
0
-6/5
6/5
1

Linha de pivoteamento: r = 4. Portanto, sai a variável λ_1^1 . Pivoteando e atualizando a primeira linha obtém-se o novo tableau:

		BASE INVERSA							
z	õ	$\tilde{0}$	(1;7;6)	(10; 45; 45)	(30; 24; 18)	(47; 39; 26)			
s_1	1	0	1	-5	-6	1			
s_2	0	1	1	-5	-6	2			
λ_2^1	0	0	0	1	0	1			
λ_3^2	0	0	-1/6	5/6	1	2/3			
λ_1^2	0	0	1/6	-5/6	0	1/3			

-1/6

Terceira iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^{1} - \tilde{c}^{1})x^{1} + \tilde{\alpha}^{1} \\ \text{s. a} & x^{1} \in X^{1} \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(2;2;1)x_{12}^{1} - (2;2;2)x_{23}^{1} - (2;9;9)x_{13}^{1} + (10;45;45) \\ \text{s. a} & x_{12}^{1} & + x_{13}^{1} = 5 \\ -x_{12}^{1} + x_{22}^{1} & = 0 \end{cases}$$

Solução: $\mathbf{x}_4^1 = (0\ 0\ 5)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_4^1 - \tilde{c}_4^1 = -(10; 45; 45) + (10; 45; 45) = (0; 90; 90) = \tilde{0}.$$

2. Subproblema 2:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^2 - \tilde{c}^2)x^2 + \tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} & x^2 \in X^2 \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(3;2;2)x_{12}^2 - (2;2;1)x_{23}^2 - (5;10;9)x_{13}^2 + (30;24;18) \\ \text{s. a} & x_{12}^2 & + x_{13}^2 = 6 \\ & -x_{12}^2 + x_{23}^2 & = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_4^2 = (6 6 0)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_4^2 - \tilde{c}_4^2 = -(30; 24; 18) + (30; 24; 18) = (0; 42; 42) = \tilde{0}.$$

Os subproblemas não fornecem candidatos a entrar na base mestre. Existem variáveis de folga candidatas a entrar na base?

Lembrando que $\tilde{z}_{s_i} - \tilde{c}_{s_i} = \tilde{\omega}_i$, como $\tilde{\omega}_3 = (1;7;6) \geq \tilde{0}$, s_3 é candidata a entrar na base mestre. A coluna dada por

$$\begin{pmatrix} \tilde{z}_{s_3} - \tilde{c}_{s_3} \\ y_{s_3} \end{pmatrix}, \quad y_{s_3} = B^{-1} \begin{pmatrix} e_3 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ -1/6 \\ 1/6 \end{pmatrix}$$

é inserida no tableau:

		BASE INVERSA							
z	Õ	Õ	(1;7;6)	(10; 45; 45)	(30; 24; 18)	(47; 39; 26)			
s_1	1	0	1	-5	-6	1			
s_2	0	1	1	-5	-6	2			
λ_2^1	0	0	0	1	0	1			
λ_3^2	0	0	-1/6	5/6	1	2/3			
λ_1^2	0	0	1/6	-5/6	0	1/3			

Linha de pivoteamento: r = 1. Portanto, sai a variável s_1 . Pivoteando e atualizando a primeira linha obtém-se o novo tableau:

		RHS				
z	(-1; 6; 7)	Õ	Õ	(15; 15; 10)	(36; 24; 12)	(46; 39; 27)
s_3	1	0	1	-5	-6	1
s_2	-1	1	0	0	0	1
λ_2^1	0	0	0	1	0	1
$\lambda_3^{ar{2}}$	1/6	0	0	0	0	5/6
λ_1^2	-1/6	0	0	0	1	1/6

Quarta iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^{1} - \tilde{c}^{1})x^{1} + \tilde{\alpha}^{1} \\ \text{s. a} & x^{1} \in X^{1} \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & -(3;9;7)x_{12}^{1} - (2;2;2)x_{23}^{1} - (3;3;2)x_{13}^{1} + (15;15;10) \\ \text{s. a} & x_{12}^{1} & + x_{13}^{1} = 5 \\ -x_{12}^{1} + x_{23}^{1} & = 0 \end{cases}$$

Solução: $x_5^1 = (0 \ 0 \ 5)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_5^1 - \tilde{c}_5^1 = -(15; 15; 10) + (15; 15; 10) = (0; 25; 25) = \tilde{0}.$$

$$\begin{aligned} \text{2. Subproblema 2:} \; \left\{ \begin{array}{l} \max \quad (\tilde{\omega}A^2 - \tilde{\mathbf{c}}^2)\mathbf{x}^2 + \tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} \quad \mathbf{x}^2 \in X^2 \end{array} \right. \Rightarrow \\ \left\{ \begin{array}{l} \max \quad -(4;9;8)x_{12}^2 - (2;2;1)x_{23}^2 - (6;4;2)x_{13}^2 + (36;24;12) \\ \text{s. a} \quad x_{12}^2 \quad + x_{13}^2 = 6 \\ \quad -x_{12}^2 + x_{23}^2 \quad = 0 \end{array} \right. \end{aligned}$$

Solução: $x_5^2 = (6\ 6\ 0)'$ com valor objetivo

$$\tilde{z}_5^2 - \tilde{c}_5^2 = -(36; 66; 54) + (36; 24; 12) = (0; 78; 78) = \tilde{0}.$$

Os subproblemas não fornecem candidatos a entrar na base mestre. Existem variáveis de folga candidatas a entrar na base?

Como $\tilde{\omega} \leq \tilde{0}$, não existem variáveis de folga candidatas a entrar na base mestre. Desse modo, a solução básica factível da iteração anterior fornece uma solução ótima do problema original:

$$\mathbf{x}^* = \left(\begin{array}{c} \mathbf{x}^1 \\ \mathbf{x}^2 \end{array}\right)$$

dada por

$$x^1 = \lambda_2^1 x_2^1 = 1 \cdot (0\ 0\ 5)'$$

$$x^2 = \lambda_1^2 x_1^2 + \lambda_3^2 x_3^2 = 1/6 \cdot (0\ 0\ 6)' + 5/6 \cdot (6\ 6\ 0)' = (5\ 5\ 1)' \,.$$

Logo $x^* = (0\ 0\ 5\ 5\ 1)'$. Os fluxos dos produtos em cada arco, seguem na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Fluxos dos produtos - Exemplo 1

arco	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
(1,2)	0	5	5
(2,3)	0	5	5
(1,3)	5	1	6

O custo total é $\tilde{z}^* = (46; 39; 27)$.

Exemplo 2. O problema de programação linear com custos *fuzzy* a seguir apresenta uma estrutura "diagonal de dois blocos" em uma parte do conjunto de restrições. Tal problema foi extraído de [1] e transformado em *fuzzy*.

$$\begin{aligned} & \min \quad (-1;3;4)x_1 + (-2;3;1)x_2 + (-1;1;3)x_3 \\ & \text{s. a} \quad x_1 + x_2 + x_3 \leqslant 12 \\ & -x_1 + x_2 & \leqslant 2 \\ & -x_1 + 2x_2 & \leqslant 8 \\ & x_3 \leqslant 3 \\ & x_1, \, x_2, \, x_3 \geqslant 0 \end{aligned}$$

A primeira restrição será a restrição acoplada e as restantes serão tomadas para definir os conjuntos poliedrais.

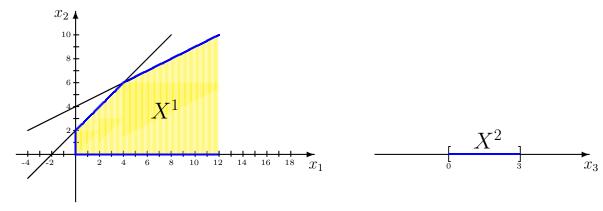


Figura 3.4: Conjuntos Poliedrais

A Figura 3.4 ilustra dois conjuntos poliedrais, o primeiro, $X^1 \subset \mathbb{R}^2$, é ilimitado e envolve as variáveis x_1 e x_2 , e o segundo, $X^2 \subset \mathbb{R}$, envolve somente a variável x_3 .

Para aplicar o algoritmo proposto é preciso transformá-lo na forma do problema (3.2). Acrescentando-se variáveis de folga segue que

$$A^{1} = (1 \ 1 \ 0 \ 0), \ A^{2} = (1 \ 0), \ D^{1} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \ D^{2} = (1 \ 1), \ d^{1} = \begin{pmatrix} 2 \\ 8 \end{pmatrix} \ e \ d^{2} = 3.$$

Desse modo, $X^1 \subset \mathbb{R}^4$ e $X^2 \subset \mathbb{R}^2$. Um ponto $\mathbf{x}^1 \in X^1$ é denotado por $\mathbf{x}^1 = (x_1^1 \ x_2^1 \ x_3^1 \ x_4^1)'$ e um ponto $\mathbf{x}^2 \in X^2$ por $\mathbf{x}^2 = (x_1^2 \ x_2^2)'$.

Passo Inicialização

Existem dois pontos extremos $x_1^1 \in X^1$ e $x_1^2 \in X^2$ tais que $A^1x_1^1 + A^2x_1^2 \leq b$, são eles $x_1^1 = (0\ 0\ 0\ 0)'$ e $x_1^2 = (0\ 0)'$. Desse modo, considerando a variável de folga s, o tableau inicial é formado por:

		BASE INV	ERSA	RHS			BAS	SE INVI	ERSA	RHS
z	õ	$\tilde{c}^1 x_1^1$	$\tilde{c}^2 x_1^2$	$\tilde{c}^1 x_1^1 + \tilde{c}^2 x_1^2$		z	Õ	Õ	Õ	Õ
s	1	$-A^1\mathbf{x}_1^1$	$-A^{2}x_{1}^{2}$	$b - A^1 \mathbf{x}_1^1 - A^2 \mathbf{x}_1^2$	\Rightarrow	s	1	1	0	12
λ_1^1	0	1	0	1		λ_1^1	0	1	0	1
λ_1^2	0	0	1	1		λ_1^2	0	0	1	1

Passo Mestre

Primeira iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^1 - \tilde{\mathbf{c}}^1)\mathbf{x}^1 + \tilde{\alpha}^1 \\ \text{s. a} & \mathbf{x}^1 \in X^1 \end{cases} \Rightarrow$$

$$\begin{cases} \max & (1;4;3)x_1^1 + (2;1;3)x_2^1 + (0;0;0)x_3^1 + (0;0;0)x_4^1 \\ \text{s. a} & -x_1^1 + x_2^1 + x_3^1 = 2 \\ & -x_1^1 + 2x_2^1 + x_4^1 = 8 \end{cases}$$

Solução: direção extrema $\nu_2^1=(2\ 1\ 0\ 0)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_2^1-\tilde{\hat{c}}_2^1=(4;9;9)\underset{f}{>}\tilde{0}.$

2. Subproblema 2:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^2 - \tilde{c}^2)x^2 + \tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} & x^2 \in X^2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \max & (1;3;1)x_1^2 + (0;0;0)x_2^2 \\ \text{s. a} & x_1^2 + x_2^2 = 3 \end{cases}$$

Solução: $x_2^2 = (3\ 0)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_2^2 - \tilde{c}_2^2 = (3;9;3) \ge \tilde{0}$.

Adotando a regra do mais positivo, como $(4;9;9) \geq (3;9;3)$, μ_2^1 é escolhida para entrar na base mestre. A coluna dada por

$$\begin{pmatrix} \tilde{z}_2^1 - \tilde{c}_2^1 \\ y_{12} \end{pmatrix}, \quad y_{12} = B^{-1} \begin{pmatrix} A^1 \nu_2^1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

é inserida no tableau:

	BA	SE IN	IVERSA	RHS	
z	Õ	Õ	Õ	Õ	(4; 9; 9)
s	1	0	0	12	3
λ_1^1	0	1	0	1	0
$\lambda_1^{\bar{2}}$	0	0	1	1	0

Linha de pivoteamento: r=1. Portanto, sai a variável s. Pivoteando para encontrar a nova matriz B^{-1} e o novo vetor $\bar{\mathbf{b}}$, e atualizando a primeira linha:

$$(\tilde{\omega}, \tilde{\alpha}) = \tilde{\hat{c}}_B B^{-1} \ e \ \tilde{z} = \tilde{\hat{c}}_B \bar{b}$$

(pegando o novo $\tilde{\hat{c}}_B$) obtém-se o novo tableau:

	BASE INVE	RHS		
z	(-4/3;3;3)	õ	õ	(-16; 36; 36)
μ_2^1	1/3	0	0	4
λ_1^1	0	1	0	1
λ_1^2	0	0	1	1

Segunda iteração:

1. Subproblema 1:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^{1} - \tilde{c}^{1})x^{1} + \tilde{\alpha}^{1} \\ \text{s. a} & x^{1} \in X^{1} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \max & (-1/3; 7; 6)x_{1}^{1} + (2/3; 4; 6)x_{2}^{1} + (0; 0; 0)x_{2}^{1} + (0; 0; 0$$

$$\begin{cases} \max & (-1/3;7;6)x_1^1 + (2/3;4;6)x_2^1 + (0;0;0)x_3^1 + (0;0;0)x_4^1 \\ \text{s. a} & -x_1^1 + x_2^1 + x_3^1 = 2 \\ & -x_1^1 + 2x_2^1 + x_4^1 = 8 \end{cases}$$

Solução: $\mathbf{x}_3^1 = (4\ 6\ 0\ 0)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_3^1 - \tilde{\hat{c}}_3^1 = (8/3; 52; 60) \underset{f}{>} \tilde{0}$.

2. Subproblema 2:
$$\begin{cases} \max & (\tilde{\omega}A^2 - \tilde{c}^2)x^2 + \tilde{\alpha}^2 \\ \text{s. a} & x^2 \in X^2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \max & (-1/3; 6; 4)x_1^2 + (0; 0; 0)x_2^2 \\ \text{s. a} & x_1^2 + x_2^2 = 3 \end{cases}$$

Solução: $x_3^2=(0\ 3)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_3^2-\tilde{\hat{c}}_3^2=\tilde{0}.$

Somente o subproblema 1 fornece candidato a entrar na base, portanto, λ_3^1 é escolhida para entrar na base mestre. A coluna dada por

$$\begin{pmatrix} \tilde{z}_3^1 - \tilde{c}_3^1 \\ y_{13} \end{pmatrix}, \quad y_{13} = B^{-1} \begin{pmatrix} A^1 \mathbf{x}_3^1 \\ e_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10/3 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

é inserida no tableau:

	BASE INVE	RHS		
z	(-4/3;3;3)	Õ	Õ	(-16; 36; 36)
μ_2^1	1/3	0	0	4
λ_1^1	0	1	0	1
λ_1^2	0	0	1	1

(8/3; 52; 60)
10/3
1
0

Linha de pivoteamento: r=2. Portanto, sai a variável λ_1^1 . Pivoteando e atualizando a primeira linha obtém-se o novo tableau:

	BAS	RHS		
z	(-4/3;3;3)	(-8/3;60;52)	õ	(-56/3; 36; 28)
μ_2^1	1/3	-10/3	0	2/3
λ_3^1	0	1	0	1
λ_1^2	0	0	1	1

Terceira iteração:

- 1. Subproblema 1: Observe que $\tilde{\omega}$ não se alterou, mas $\tilde{\alpha}^1=(-8/3;60;52)$, então a solução é $\mathbf{x}_4^1=(4\ 6\ 0\ 0)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_4^1-\tilde{\hat{c}}_4^1=(8/3;52;60)+(-8/3;60;52)=\tilde{0}$.
- 2. Subproblema 2: Observe que nem $\tilde{\omega}$ nem $\tilde{\alpha}^2$ foram alterados, portanto, a solução é $\mathbf{x}_3^2=(0\ 3)'$ com valor objetivo $\tilde{z}_3^2-\tilde{c}_3^2=\tilde{0}$.

Os subproblemas não fornecem candidatos a entrar na base mestre e como $\tilde{\omega} \leqslant \tilde{0}$, a variável de folga s não é candidata a entrar na base mestre. Desse modo, a solução básica factível da iteração anterior fornece uma solução ótima do problema original:

$$\mu_2^1 \nu_2^1 + \lambda_3^1 \mathbf{x}_3^1 = 2/3 \cdot \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + 1 \cdot \begin{pmatrix} 4 \\ 6 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 16/3 \\ 20/3 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \lambda_1^2 \mathbf{x}_1^2 = 1 \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} ,$$

portanto,

$$\mathbf{x}^* = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 16/3 \\ 20/3 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \tilde{z}^* = (-56/3; 36; 28) \,.$$

3.2 Problema de Programação Linear com incertezas nos Custos e nas Restrições

Nesta seção será apresentado um método que resolve o problema de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades. É baseado no método de Zimmermann e na abordagem de Werners [20] e utiliza o método de decomposição proposto na Seção 3.1 em duas etapas do algoritmo.

No início deste capítulo, foi visto que o problema de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos pode ser escrito como um problema de programação linear fuzzy na forma de "diagonal de blocos". Acrescentando incertezas nas capacidades pode ser escrito na forma:

Vale lembrar que para o problema de fluxo multiproduto fuzzy tem-se:

$$A^{1} = \cdots = A^{K} = I_{a}, \quad \tilde{c}^{k} = [\tilde{c}_{ij}^{k}], \quad \tilde{b} = [\tilde{b}_{ij}], \quad d^{k} = [d_{i}^{k}], \quad D^{1} = \cdots = D^{K} = M,$$

 $\mathbf{d}^k \in \mathbb{R}^{n-1}$, M é a matriz de incidência do grafo, $M \in \mathbb{R}^{(n-1) \times a}$, n é o número de nós e a o de arcos.

As restrições $A^1\mathbf{x}^1 + A^2\mathbf{x}^2 + \cdots + A^K\mathbf{x}^K \leqslant \tilde{\mathbf{b}}$ do problema (3.5) são chamadas restrições acopladas. Os custos, dados pelos vetores fuzzy $\tilde{\mathbf{c}}^1, \ldots, \tilde{\mathbf{c}}^K$, serão considerados números fuzzy triangulares, escritos na forma $(m; \alpha; \beta)$, sendo que m é o valor modal, α é o espalhamento à esquerda e β à direita. O vetor fuzzy $\tilde{\mathbf{b}}$, será dado por intervalos fuzzy escritos na forma $(m_1 - \alpha; m_1; m_2; m_2 + \beta)$, sendo que m_1 é o extremo inferior do intervalo modal, m_2 é o extremo superior do intervalo modal, os valores $m_1 - \alpha$ e $m_2 + \beta$ são os limitantes, inferior e superior, respectivamente. Além disso, será considerado que $\alpha = 0$ e $m_1 = -\infty$, ou seja, o

intervalo modal, $(-\infty, m_2]$, é aberto inferiormente e existe espalhamento somente à direita. A Figura 3.5 ilustra este caso.

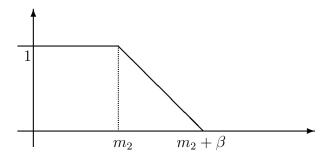


Figura 3.5: Coordenada fuzzy de \tilde{b}

Desse modo, para cada linha i das restrições acopladas, se o valor do lado esquerdo pertence ao intervalo $(-\infty, m_2]$, ou seja, for menor ou igual a m_2 , então a restrição i foi totalmente satisfeita e o grau de pertinência com que a solução satisfaz a restrição i é 1, se pertence ao intervalo $(m_2, m_2 + \beta)$, então a restrição foi parcialmente violada e o grau de pertinência está entre 0 e 1, e se for igual ou maior que $m_2 + \beta$ a restrição foi totalmente violada e o grau de pertinência é 0. Isto define a relação de ordem fuzzy representada pelo símbolo \leq .

3.2.1 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto visa encontrar a solução ótima para qualquer problema que possa ser escrito na forma do problema (3.5).

Considerando as restrições com estrutura "diagonal de blocos" e a não negatividade, definemse os conjuntos poliedrais X^1, \ldots, X^K por:

$$X^{k} \equiv \{x^{k} : D^{k}x^{k} = d^{k}, x^{k} \ge 0\}, \text{ para } k = 1, \dots, K.$$

Escrevendo cada ponto de X^k como uma combinação convexa dos pontos extremos

$$\mathbf{x}_j^k, j = 1, \dots, t_k$$

mais uma combinação linear não negativa das direções extremas (se existir)

$$\nu_j^k, j = 1, \dots, l_k$$

obtém-se o Problema Mestre do problema (3.5):

Problema Mestre:

$$\min \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\tilde{c}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (\tilde{c}^k \nu_j^k) \mu_j^k$$
(3.6)

s. a
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (A^k \nu_j^k) \mu_j^k \leqslant \tilde{\mathbf{b}}$$
 (3.7)

$$\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$$
(3.8)

$$\lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K$$

 $\mu_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, l_k, \quad k = 1, \dots, K.$

Neste problema as variáveis são λ_j^k , $j=1,\ldots,t_k$, $k=1,\ldots,K$ e μ_j^k , $j=1,\ldots,l_k$, $k=1,\ldots,K$. As restrições (3.7) são as restrições mestre (vindas das acopladas) e (3.8) são as restrições de convexidade.

Sejam $(0; -\infty; b_i; b_i + p_i)$, i = 1, ..., a, as coordenadas do vetor fuzzy $\tilde{\mathbf{b}}$ e $\lambda = [\lambda_j^k, \mu_j^k]$. Para simplificar a notação será suposto que todos os poliedros, X^k , k = 1, ..., K, são limitados. Desse modo, as variáveis μ_j^k , $j = 1, ..., l_k$ serão omitidas. As funções de pertinência que representam as restrições mestre, são definidas por:

1. Se $p_i > 0$:

$$\xi_{i}(\boldsymbol{\lambda}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k} \leqslant b_{i} \\ \frac{b_{i} + p_{i} - \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k}}{p_{i}} & \text{se } b_{i} \leqslant \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k} \leqslant b_{i} + p_{i} \end{cases}$$

$$0 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k} \geqslant b_{i} + p_{i}$$

$$(3.9)$$

2. Se $p_i = 0$:

$$\xi_{i}(\boldsymbol{\lambda}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k} \leq b_{i} \\ 0 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_{k}} (A_{i}^{k} \mathbf{x}_{j}^{k}) \lambda_{j}^{k} > b_{i} \end{cases}$$
(3.10)

para i = 1, ..., a, sendo que A_i^k denota a i-ésima linha da matriz A^k .

Em cada linha i das restrições mestre foi considerado um espalhamento p_i , isso significa que a solução obtida para o problema mestre é melhor ou igual à solução obtida se fosse considerado b_i como limite. Assim, o grau de pertinência com que λ satisfaz as restrições mestre pode piorar para que a função objetivo (3.6) possa melhorar.

Para definir a função de pertinência que representa a função objetivo serão resolvidos dois problemas auxiliares, um usando $\mathbf{b} = [b_i]$ e outro usando $\mathbf{b} + \mathbf{p} = [b_i + p_i]$:

min
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\tilde{c}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (\tilde{c}^k \nu_j^k) \mu_j^k$$
s. a
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (A^k \nu_j^k) \mu_j^k \leq \mathbf{b}$$

$$\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\mu_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, l_k, \quad k = 1, \dots, K.$$
(3.11)

min
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\tilde{c}^k x_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (\tilde{c}^k \nu_j^k) \mu_j^k$$
s. a
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k x_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (A^k \nu_j^k) \mu_j^k \leqslant b + p$$

$$\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\mu_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, l_k, \quad k = 1, \dots, K.$$
(3.12)

A função objetivo (3.6) será denotada por \tilde{z} . Utilizando o algoritmo proposto na Seção 3.1.1, sejam \tilde{z}_1 e \tilde{z}_0 as soluções dos problemas (3.11) e (3.12), respectivamente. Para obter os números

reais que "representam" os coeficientes fuzzy dos problemas (3.11) e (3.12) e suas respectivas soluções foi utilizado o primeiro critério da Definição 2.2.10. A função de pertinência da função objetivo \tilde{z} é dada por:

1. Se $\breve{z}_0 = \breve{z}_1$:

$$\xi_{\tilde{z}}(\boldsymbol{\lambda}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k \leqslant \check{z}_0 \\ 0 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k > \check{z}_0 \end{cases}$$
(3.13)

2. Se $\breve{z}_0 < \breve{z}_1$:

$$\xi_{\tilde{z}}(\boldsymbol{\lambda}) = \begin{cases}
1 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k \leqslant \check{z}_0 \\
\frac{\check{z}_1 - \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k}{\check{z}_1 - \check{z}_0} & \text{se } \check{z}_0 \leqslant \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k \leqslant \check{z}_1 \\
0 & \text{se } \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k \geqslant \check{z}_1
\end{cases} (3.14)$$

O problema a seguir encontra $\lambda = [\lambda_j^k, \mu_j^k]$ que satisfaz, com o maior grau de pertinência, simultaneamente a função objetivo (3.6) e as restrições mestre (3.7).

$$\max \quad \gamma$$
s. a
$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (A^k \nu_j^k) \mu_j^k + \mathbf{p} \gamma \leqslant \mathbf{b} + \mathbf{p}$$

$$\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k) \lambda_j^k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{l_k} (\check{\mathbf{c}}^k \nu_j^k) \mu_j^k + (\check{z}_1 - \check{z}_0) \gamma \leqslant \check{z}_1$$

$$\gamma \leqslant 1$$

$$\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$$

$$\gamma, \lambda_j^k \geqslant 0, \ j = 1, \dots, t_k, \ k = 1, \dots, K$$

 $\mu_j^k \geqslant 0, \ j = 1, \dots, l_k, \ k = 1, \dots, K.$

Este problema será chamado **Problema Auxiliar**. Ele apresenta duas restrições a mais que o problema mestre, a restrição relativa à função objetivo e a restrição da variável γ pertencer ao intervalo [0,1]. Suas variáveis são γ , λ_j^k , $j=1,\ldots,t_k$, $k=1,\ldots,K$ e μ_j^k , $j=1,\ldots,l_k$, $k=1,\ldots,K$.

A estrutura especial de "diagonal de blocos" do problema original será explorada para resolver o problema auxiliar.

A fim de simplificar a notação, será suposto que todos os poliedros, X^k , $k=1,\ldots,K$, são limitados. Sejam $\mathbf{x}_1^1 \in X^1, \mathbf{x}_1^2 \in X^2,\ldots,\mathbf{x}_1^K \in X^K$ os pontos extremos iniciais. Para $k=1,\ldots,K$ considere a combinação convexa $\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k \mathbf{x}_j^k$, tal que $\lambda_j^k=1$ se j=1 e $\lambda_j^k=0$ se $j\neq 1$. Desse modo, as restrições de convexidade (3.8) são satisfeitas.

1. Se $\sum_{k=1}^K A^k \mathbf{x}_1^k \leq \mathbf{b} + \mathbf{p}$ e $\sum_{k=1}^K \check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_1^k \leq \check{\mathbf{z}}_1$, então uma base B para o problema auxiliar é obtida adicionando-se a+2 variáveis de folga (a é o comprimento do vetor fuzzy $\tilde{\mathbf{b}}$).

$$B = \begin{bmatrix} I_{(a+2)} & A^{1}\mathbf{x}_{1}^{1} & \cdots & A^{K}\mathbf{x}_{1}^{K} \\ \breve{\mathbf{c}}^{1}\mathbf{x}_{1}^{1} & \cdots & \breve{\mathbf{c}}^{K}\mathbf{x}_{1}^{K} \\ 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix},$$

sendo que $I_{(a+2)}$ corresponde ao vetor de folga s, I_K corresponde às restrições de convexidade e $\mathbf{0}$ é a matriz nula $K \times (a+2)$. Portanto, as variáveis básicas são

$$s_1, \dots, s_{a+2}, \lambda_1^1, \lambda_1^2, \dots, \lambda_1^K \ge 0$$

 $(\lambda_1^k \text{ correspondente a } \mathbf{x}_1^k)$ e as não-básicas são

$$\gamma = \lambda_j^1 = \lambda_j^2 = \dots = \lambda_j^K = 0, j = 2, \dots, t_k.$$

A base inversa é dada por

$$B^{-1} = \begin{bmatrix} I_{(a+2)} & -A^{1}x_{1}^{1} & \cdots & -A^{K}x_{1}^{K} \\ -\check{c}^{1}x_{1}^{1} & \cdots & -\check{c}^{K}x_{1}^{K} \\ 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

$$0 & I_{K}$$

е

$$\bar{\mathbf{b}} = \begin{pmatrix} \mathbf{b} + \mathbf{p} - \sum_{i} A^{k} \mathbf{x}_{1}^{k} \\ \check{z}_{1} - \sum_{i} \check{\mathbf{c}}^{k} \mathbf{x}_{1}^{k} \end{pmatrix} ,$$

sendo que o vetor 1 tem comprimento K+1.

Para o problema equivalente min $-\gamma$, o método simplex revisado procede por concluir que a solução corrente é ótima ou o problema é ilimitado, senão, por decidir aumentar uma variável não-básica. Para isto, o custo relativo de cada variável não-básica é analisado. O tableau do simplex revisado é dado por

BASE INVERSA	RHS
$(\omega, lpha)$	$c_B \bar{b}$
B^{-1}	b

Para o tableau inicial, como a variável γ não está na base inicial, o vetor custo das variáveis básicas é $c_B = \mathbf{0}$, logo, $(\omega, \alpha) = [\omega_1 \cdots \omega_{a+2} \alpha^1 \cdots \alpha^K] = c_B B^{-1} = \mathbf{0}$ e $c_B \bar{b} = 0$. Portanto, o custo relativo de γ é:

$$z_{\gamma} - c_{\gamma} = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} \mathbf{p} \\ reve{z}_1 - reve{z}_0 \\ 1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - c_{\gamma} = -c_{\gamma} = 1,$$

ou seja, sempre que γ for uma variável não-básica, ela será a única candidata a entrar na base, portanto, ela estará na base final.

Custo das variáveis não-básicas:

Para
$$\lambda_j^k$$
: $z_j^k - c_j^k = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} A^k \mathbf{x}_j^k \\ \breve{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k \\ 0 \\ e_k \end{pmatrix} - 0 = [\omega_1 \cdots \omega_a] A^k \mathbf{x}_j^k + \omega_{a+1} \breve{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_j^k + \alpha^k.$

Para
$$\mu_j^k$$
: $z_j^k - c_j^k = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} A^k \nu_j^k \\ \breve{c}^k \nu_j^k \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} - 0 = [\omega_1 \cdots \omega_a] A^k \nu_j^k + \omega_{a+1} \breve{c}^k \nu_j^k$

Para k = 1, ..., K resolver os subproblemas:

$$\max ([\omega_1 \cdots \omega_a] A^k + \omega_{a+1} \check{\mathbf{c}}^k) \mathbf{x}^k + \alpha^k$$

s. a $\mathbf{x}^k \in X^k$

Se nenhum subproblema fornece um candidato a entrar na base, checar os custos relativos para as variáveis de folga, ou seja, se existe $\omega_i > 0$ para $i = 1, \dots, a + 2$.

2. Se $\sum_{k=1}^{K} A^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{b} + \mathbf{p}$ ou $\sum_{k=1}^{K} \mathbf{c}^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{z}_1$, então, nas restrições de desigualdades do problema auxiliar, acrescentam-se a+2 variáveis de folga para torná-las de igualdades. Depois, multiplica-se por (-1) as linhas necessárias, acrescentam-se a+2 variáveis artificiais (vetor τ) e novamente multiplica-se por (-1) (as mesmas linhas). Desse modo, obtém-se o problema a seguir chamado fase I.

min
$$\tau$$

s. a $\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (A^k x_j^k) \lambda_j^k + p\gamma + s + \bar{1}\tau = b + p$
 $\sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{t_k} (\check{c}^k x_j^k) \lambda_j^k + (\check{z}_1 - \check{z}_0) \gamma + s_{a+1} + \bar{1}\tau_{a+1} = \check{z}_1$
 $\gamma + s_{a+2} + \tau_{a+2} = 1$
 $\sum_{j=1}^{t_k} \lambda_j^k = 1, \quad k = 1, \dots, K$
 $\gamma, \lambda_j^k \geqslant 0, \quad j = 1, \dots, t_k, \quad k = 1, \dots, K$
 $s_i, \tau_i \geqslant 0, \quad i = 1, \dots, a+2.$

O vetor $\bar{\mathbf{1}}$ é dado pelo vetor unitário de comprimento a multiplicando por (-1) as coordenadas correspondentes à $\sum A^k \mathbf{x}_1^k \nleq \mathbf{b} + \mathbf{p} \in \bar{\mathbf{1}}$ é -1 se $\sum \check{\mathbf{c}}^k \mathbf{x}_1^k > \check{z}_1$ ou 1 caso contrário.

$$B = \begin{bmatrix} A^{1} \mathbf{x}_{1}^{1} & \cdots & A^{K} \mathbf{x}_{1}^{K} \\ \bar{c}^{1} \mathbf{x}_{1}^{1} & \cdots & \bar{c}^{K} \mathbf{x}_{1}^{K} \\ 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix},$$

sendo que $\bar{I}_{(a+2)}$ corresponde ao vetor artificial e é a matriz identidade modificada como $\bar{\mathbf{1}}$ e $\bar{1}$; I_K corresponde às restrições de convexidade e $\mathbf{0}$ é a matriz nula $K \times (a+2)$. Portanto, as variáveis básicas são $\tau_1, \ldots, \tau_{a+2}, \lambda_1^1, \lambda_1^2, \ldots, \lambda_1^K \geq 0$ (λ_1^k correspondente a \mathbf{x}_1^k) e as não-básicas são

$$\gamma = s_1 = \dots = s_{a+2} = \lambda_j^1 = \lambda_j^2 = \dots = \lambda_j^K = 0, \ j = 2, \dots, t_k.$$

Após formar o tableau, para $k=1,\ldots,K$ resolver os subproblemas:

$$\max_{s. a} ([\omega_1 \cdots \omega_a] A^k + \omega_{a+1} \breve{c}^k) x^k + \alpha^k$$

s. a $x^k \in X^k$

Se nenhum subproblema fornece um candidato a entrar na base, então são verificados os custos relativos para as variáveis de folga, ou seja, se existe $\omega_i > 0$ para $i = 1, \dots, a + 2$. Se $\omega \leq 0$, então nenhuma variável de folga é candidata a entrar na base.

Custo relativo para a variável γ :

$$z_{\gamma} - c_{\gamma} = z_{\gamma} = (\omega, \alpha) \begin{pmatrix} \mathbf{p} \\ \breve{z}_{1} - \breve{z}_{0} \\ 1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = [\omega_{1} \cdots \omega_{a}] \mathbf{p} + \omega_{a+1} (\breve{z}_{1} - \breve{z}_{0}) + \omega_{a+2}.$$

Como p, $(\check{z}_1 - \check{z}_0) \geqslant 0$, se $\omega \leqslant 0$, então γ não é candidata a entrar na base, logo γ nunca estará na base ótima do problema fase I.

Se nenhuma variável artificial estiver na base ótima, então tem-se uma base inicial para o problema auxiliar, caso contrário o problema auxiliar é infactível.

Após a fase I, o problema auxiliar é resolvido da mesma forma que no item 1.

Em resumo, dada uma solução básica factível do problema auxiliar através da resolução dos subproblemas é possível encontrar uma solução do problema original (3.5), devido à estrutura especial de "diagonal de blocos".

3.2.2 Exemplo numérico

Utilizando o método proposto na Seção 3.2.1 será resolvido um problema simples de fluxo multiproduto com incertezas nos custos e nas capacidades com finalidade didática, pois permite uma análise detalhada.

Considere o problema dado no Exemplo 1 da Seção 3.1.3. Na rede dada na Figura 3.6, dois produtos p_1 e p_2 têm como origem o nó 1 e como destino o nó 3. As ofertas e as demandas dos produtos são: $d_1^1 = 5$, $d_1^2 = 6$, $d_3^1 = -5$ e $d_3^2 = -6$, sendo que d_i^k é a oferta ou demanda do produto k no nó i.

Utilizando o primeiro método proposto (Seção 3.1.1) o custo total para atender a demanda foi $\tilde{z}_1 = (46; 39; 27)$. Os fluxos dos produtos em cada arco seguem na Tabela 3.3.

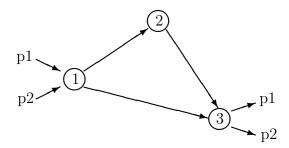


Figura 3.6: Rede do Exemplo Numérico

Tabela 3.3: Fluxos dos produtos - Valor Modal

arco capacidade		capacidade fluxo de p_1 fluxo de		fluxo total
(1,2)	5	0	5	5
(2,3)	6	0	5	5
(1,3)	7	5	1	6

Observa-se que o fluxo total percorrido no arco (1,2) atingiu a capacidade permitida. Relaxando as capacidades dos arcos, ou seja, permitindo passar um pouco mais de produtos nos arcos "melhores", o custo total para atender a mesma demanda pode diminuir. As capacidades crisp são transformadas em números fuzzy trapezoidais do tipo $(0;0;m_2;m_2+\beta)$ e seguem na Tabela 3.4.

Tabela 3.4: Capacidades relaxadas

	Tabela 5.4. Capacidades felazadas							
arco	capacidade	custo de p_1	custo de p_2					
(1,2)	(0;0;5;7)	(2;2;1)	(3;2;2)					
(2,3)	(0;0;6;8)	(2;2;2)	(2;2;1)					
(1,3)	(0;0;7;9)	(3;3;2)	(6;4;2)					

Considerando a capacidade no limitante superior e utilizando o primeiro método proposto, o custo total para atender a mesma demanda foi $\tilde{z}_0 = (45; 39; 28)$. Os fluxos dos produtos em cada arco seguem na Tabela 3.5.

Tabela 3.5: Fluxos dos produtos - Lim. Superior

arco	capacidade	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
(1,2)	7	0	6	6
(2,3)	8	0	6	6
(1,3)	9	5	0	5

Observa-se que no arco (1,2) foi utilizado metade do espalhamento, logo a pertinência neste arco é 0.5, enquanto que nos outros é 1, pois não utilizaram os espalhamentos.

Através do critério de comparação da Definição 2.2.10, os dois custos fuzzy, \tilde{z}_1 e \tilde{z}_0 , são comparados:

$$\tilde{z}_1 = (46; 39; 27) \implies \tilde{z}_1 = 43 \text{ e } \tilde{z}_0 = (45; 39; 28) \implies \tilde{z}_0 = 42,25,$$

logo $\tilde{z}_1 > \tilde{z}_0$.

Portanto, quando a função objetivo alcança o melhor valor possível a menor pertinência nos arcos é 0.5, para esta solução. Neste valor a pertinência da função objetivo é definida como 1.

Através da resolução do Problema Auxiliar definido na Seção 3.2.1, o método proposto neste capítulo encontra uma solução que satisfaz, com o maior grau de pertinência, simultaneamente a função objetivo e as restrições de capacidade dos arcos.

Após duas iterações o algoritmo encontrou a solução ótima do Problema Auxiliar:

Inicialização: Sejam $x_1^1 = (6\ 6\ 0)'$ e $x_1^2 = (0\ 0\ 5)'$ os pontos extremos iniciais. Como

$$A^{1}x_{1}^{1} + A^{2}x_{1}^{2} \leq b + p$$
 e $\breve{c}^{1}x_{1}^{1} + \breve{c}^{2}x_{2}^{1} \leq \breve{z}_{1}$,

uma base para o problema auxiliar é obtida diretamente. Resumindo:

- $\bullet \ \gamma = 0$
- Fluxo nos arcos: $\begin{bmatrix} 6 \\ 6 \\ 5 \end{bmatrix}$
- Pertinências nos arcos: $\begin{bmatrix} 0.5 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
- Custo total: $\tilde{z} = (45; 39; 28) \Rightarrow \tilde{z} = 42,25$
- Pertinência de \tilde{z} : 1

1ª Iteração: Resumindo:

- $\gamma = 0.5$
- Fluxo nos arcos: $\begin{bmatrix} 6 \\ 6 \\ 5 \end{bmatrix}$

• Custo total: $\tilde{z} = (45; 39; 28) \Rightarrow \tilde{z} = 42,25$

• Pertinência de \tilde{z} : 1

2ª Iteração: Resumindo:

• $\gamma = 0.6667$

• Fluxo nos arcos: $\begin{bmatrix} 5,6667 \\ 5,6667 \\ 5,3333 \end{bmatrix}$

• Pertinências nos arcos: $\left[\begin{array}{c} 0,6667 \\ 1 \\ 1 \end{array} \right]$

• Custo total: $\tilde{z} = (45,3333; 39,0000; 27,6667) \Rightarrow \tilde{z} = 42,5$

• Pertinência de \tilde{z} : 0,6667

A Figura 3.7 ilustra o comportamento de γ , da pertinência da função objetivo e das pertinências das restrições de capacidade dos arcos. No eixo das abcissas estão as iterações, sendo que zero significa a inicialização do algoritmo.

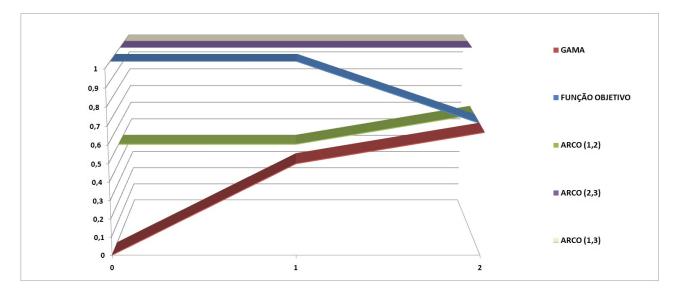


Figura 3.7: Funções de Pertinência e Gama - Exemplo Numérico

Como era esperado, em todas as iterações, γ é menor ou igual às pertinências.

Capítulo 4

Heurística para Problemas de Fluxo Multiproduto *Fuzzy*

Nesta capítulo será apresentada uma heurística para resolver o problema de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades.

Em um trabalho inicial foi proposto um algoritmo considerando o mesmo custo fuzzy para todos os produtos percorrer um dado arco [17]. Neste trabalho, visando melhorar a aplicabilidade do algoritmo, foi tratado o caso em que o custo fuzzy de um produto k para percorrer o arco (i, j), denotado por \tilde{c}_{ij}^k , pode ser diferente para cada produto.

4.1 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto é baseado no algoritmo de Hernandes [7], o qual resolve o problema de fluxo monoproduto de custo mínimo fuzzy, um caso particular do problema de fluxo multiproduto fuzzy. Para cada par de nós origem-destino encontra-se um subconjunto representativo do conjunto de soluções para o problema de caminho mínimo fuzzy, chamado conjunto de caminhos mínimos não-dominados. Foi implementado o algoritmo proposto por Hernandes [7], o qual é baseado no algoritmo de Ford-Moore-Bellman [2] e utiliza o conceito de dominância entre caminhos de Okada e Soper [13], descrito na Seção 2.2. Com a teoria de possibilidade [14] atribui-se a cada caminho um grau de possibilidade de ser o melhor, ordenando assim, todos os caminhos não-dominados. O envio de fluxo é feito através dos caminhos ordenados.

Este algoritmo trabalha com o problema na forma fuzzy durante todo o procedimento de resolução. O objetivo é encontrar soluções factíveis e satisfatórias.

Algoritmo:

- Passo 1: Para cada produto, encontrar os caminhos mínimos não-dominados de cada par de nós origem-destino.
- Passo 2: Ordenar todos os caminhos do Passo 1:

 $\mu_{cam} = Poss\{cam \text{ ser o melhor caminho}\} = \min\{\mu_{custo_{cam}}, \mu_{capac_{cam}}\}, \text{ sendo que:}$

- 1. $\mu_{custo_{cam}} = Poss\{cam \text{ ser mínimo}\};$
- 2. $\mu_{capac_{cam}}$ é o mínimo das pertinências em relação aos arcos do caminho cam.
- Passo 3: Envio de fluxo:
 - Enviar fluxo pelo primeiro caminho ordenado até alcançar a próxima pertinência diferente da pertinência desse caminho. Se todas as pertinências forem iguais, usar a própria pertinência.
 - Se o fluxo necessário ao nó destino do caminho em questão já foi satisfeito, eliminar todos os caminhos correspondentes, ou seja, aqueles cuja demanda do produto em questão foi atendida.
- Passo 4: Critério de parada.
 - 1. Se existir fluxo a transitar voltar ao Passo 2.
 - 2. Senão \Rightarrow fim.

4.2 Aspectos Gerais do Algoritmo

Nesta seção alguns passos do algoritmo proposto serão detalhados.

A seguir será detalhado o Passo 2, que consiste em ordenar todos os caminhos mínimos não-dominados encontrados no Passo 1.

• Calcular $\mu_{custo_{cam}}$ para cada caminho (cam), ou seja, o grau de possibilidade do caminho cam ter o menor custo, dado pela equação (2.18). Calcula-se $\mu_{custo_{cam}}$ somente na primeira iteração, pois ele não é alterado pela variação do fluxo na rede.

• Calcular para cada caminho: $\mu_{capac_{cam}}$, ou seja, para cada caminho cam tomar o mínimo das pertinências nos arcos.

No início do algoritmo $\mu_{capac_{cam}} = 1$ para todos os caminhos, pois ainda não passou fluxo algum.

- A pertinência de cada caminho é dada por: $\mu_{cam} = \min\{\mu_{custo_{cam}}, \mu_{capac_{cam}}\}$.
- Colocar os caminhos em ordem decrescente de acordo com μ_{cam} . Em caso de empate, usar o valor modal dos custos dos caminhos: escolher aquele com menor custo. Se ainda empatar, assumir a ordem em que eles aparecem.

A seguir será detalhado o Passo 3, que consiste em enviar fluxo utilizando os caminhos ordenados no Passo 2.

- Verificar se existe oferta no nó origem do melhor caminho, caso não haja, ir para o próximo melhor caminho com oferta.
- Encontrar a próxima pertinência diferente da do melhor caminho (será denotada por μ_{fluxo}). Se $\mu_{fluxo} = 0$ ou não existir pertinência diferente, tem-se a seguinte opção:

$$\mu_{fluxo} = \mu_{cam}$$
,

ou seja, usar a própria pertinência do caminho.

Usando a opção $\mu_{fluxo} = \mu_{cam}$ pode-se evitar que o fluxo em algum arco do caminho alcance o limitante superior.

- Enviar fluxo pelo primeiro caminho ordenado até que a pertinência mínima nos arcos seja μ_{fluxo} .
 - Para calcular o fluxo a ser enviado, primeiramente calcula-se o fluxo permitido em cada arco do caminho, usando μ_{fluxo} . A seguir, calcula-se, para cada arco do caminho, a diferença entre o fluxo permitido e o fluxo já existente no arco e toma-se o mínimo das diferenças.
 - Se foi usada a opção $\mu_{fluxo} = \mu_{cam}$, então pode acontecer de $\mu_{cam} = \mu_{capac_{cam}}$ e, portanto, em pelo menos um dos arcos, o fluxo permitido será igual ao fluxo presente

no arco, logo não será enviado fluxo algum. Neste caso, o fluxo a ser enviado é recalculado:

$$\min_{(i,j) \in cam} \left\{ \frac{\overline{\alpha}_{(i,j)} - \mathrm{fluxo}_{(i,j)}}{2} \right\} \,,$$

sendo que $\overline{\alpha}_{(i,j)}$ é o limitante superior da capacidade fuzzy do arco (i,j).

Assim, será enviado uma certa quantidade de fluxo, a qual garante que em nenhum arco do caminho cam, o fluxo alcançará o limitante superior, desde que ainda não estivesse nesta situação.

- Se o fluxo a ser enviado ainda for nulo, utilizar o próximo melhor caminho para enviar fluxo.
- Depois de enviar o fluxo, verifica-se a demanda. Se foi atendida, elimina-se os caminhos correspondentes podendo ocasionar a sobra de somente um caminho, neste caso, as pertinências dos arcos são relaxadas até o limitante superior. O mesmo acontece quando existem vários caminhos e somente no último há oferta no nó origem.

Capítulo 5

Testes Computacionais

Neste capítulo serão apresentados os testes computacionais dos algoritmos propostos nas Seções 3.1 e 3.2 e no Capítulo 4. Esses algoritmos foram implementados em Matlab 7.0.1 e executados em uma plataforma Intel Core 2 Duo, 2.53 GHz e 3 Gb de RAM.

Foram utilizados três problemas de fluxo multiproduto fuzzy para testar os algoritmos. O primeiro problema é dado por uma rede pequena contendo seis nós e nove arcos. O segundo é dado por uma rede real, a rede Óptica Européia COST239 [16], com onze nós e arcos com duplo sentido, totalizando cinquenta arcos. O terceiro é dado por uma rede utilizada em [6] contendo treze nós e trinta e um arcos.

5.1 Primeiro Método de Decomposição (Custos Fuzzy)

Nesta seção serão resolvidos problemas de fluxo multiproduto *fuzzy* com incertezas somente nos custos utilizando o algoritmo proposto na Seção 3.1.

Como solução serão apresentados: o fluxo de cada produto nos arcos e o custo total (função objetivo \tilde{z}). O custo total é obtido pela multiplicação do custo pelo fluxo de cada produto em cada arco ($\tilde{z} = \tilde{c}x$). Também serão apresentados os resultados dos problemas sem incertezas utilizando a função linprog do MatLab.

5.1.1 Problema 1

O primeiro problema é dado pela rede da Figura 5.1. Considerou-se dois produtos, p_1 e p_2 , ambos têm como origem os nós 1 e 2, e como destino os nós 4, 5 e 6. As ofertas e demandas seguem na Tabela 5.1.

Por se tratar de um exemplo pequeno, os resultados serão expostos de forma detalhada.

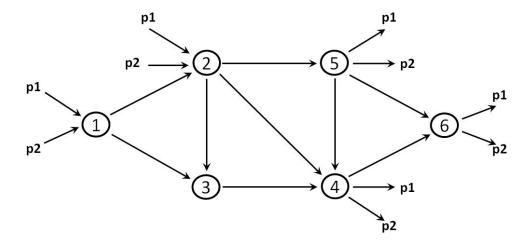


Figura 5.1: Grafo do Problema 1

	produto p_1		produto p_2	
nó	oferta	demanda	oferta	demanda
1	1	0	1	0
2	2,5	0	2,5	0
3	0	0	0	0
4	0	1,5	0	1,5
5	0	1	0	1
6	0	1	0	1

Tabela 5.1: Oferta e Demanda - 6 nós

O custo de cada produto para percorrer cada arco e a capacidade de cada arco seguem na Tabela 5.2.

arco	(i,j)	capacidade	custo de p_1	custo de p_2
1	(1,2)	3	(2;1;1)	(3;1;1)
2	(1,3)	1,5	(3;2;1)	(5;3;1)
3	(2,3)	2	(3; 3; 2)	(5;5;3)
4	(2,4)	2	(6;4;2)	(9;6;3)
5	(2,5)	7	(5;1;1)	(8; 3; 3)
6	(3,4)	3	(5;2;1)	(7;5;3)
7	(4,6)	4	(2;1;1)	(3;1;1)
8	(5,4)	4	(5;4;2)	(8; 6; 3)
9	(5,6)	2	(3;1;1)	(5;2;2)

Tabela 5.2: Custos e capacidades - 6 nós

1. Decomposição:

O algoritmo efetuou 11 iterações em 0,1570s para obter a solução ótima

$$\mathbf{x}^* = \left[\begin{array}{c} \mathbf{x}^1 \\ \mathbf{x}^2 \end{array} \right]$$

sendo que x^1 e x^2 são escritos como combinações convexas de pontos extremos:

$$\mathbf{x}^1 = 1/2 \cdot \begin{bmatrix} 1,0000 \\ 0 \\ 0 \\ 1,5000 \\ 2,0000 \\ 0,0000 \\ 0 \\ 0 \\ 1,0000 \end{bmatrix} + 1/2 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 1,0000 \\ 0,5000 \\ 2,0000 \\ 1,0000 \\ 0 \\ 1,0000 \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{x}^2 = 1/2 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 1,0000 \\ 0 \\ 1,5000 \\ 1,0000 \\ 1,0000 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 1/2 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 1,0000 \\ 0 \\ 1,0000 \\ 1,0000 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad .$$

Os fluxos dos produtos em cada arco, seguem na Tabela 5.3. O custo total foi

$$\tilde{z} = (61,0000; 29,5000; 19,5000)$$
.

arco	(i,j)	capacidade	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	3	0,5000	0	0,5000
2	(1,3)	1,5	0,5000	1,0000	1,5000
3	(2,3)	2	0	0	0
4	(2,4)	2	1,0000	1,0000	2,0000
5	(2,5)	7	2,0000	1,5000	3,5000
6	(3,4)	3	0,5000	1,0000	1,5000
7	(4,6)	4	0	0,5000	0,5000
8	(5,4)	4	0	0	0
9	(5,6)	2	1,0000	0,5000	1,5000

Tabela 5.3: Fluxos dos produtos - Decomposição

Observa-se que nos arcos 2 e 4 as capacidades permitidas foram atingidas. Neste caso, se as capacidades forem aumentadas, então o custo total para atender a mesma demanda poderá diminuir.

Os caminhos percorridos para atender a demanda e as quantidades dos produtos que chegam nos respectivos destinos (recebimento) seguem na Tabela 5.4.

origem	destino	produto	caminho	recebimento
1	4	p_1	$1 \rightarrow 2 \rightarrow 4$	1,0000
1	4	p_1	$1 \rightarrow 3 \rightarrow 4$	0,5000
2	5	p_1	$2 \rightarrow 5$	1,0000
2	6	p_1	$2 \rightarrow 5 \rightarrow 6$	1,0000
1	4	p_2	$1 \rightarrow 3 \rightarrow 4$	1,0000
2	4	p_2	$2 \rightarrow 4$	0,5000
2	5	p_2	$2 \rightarrow 5$	1,0000
2	6	p_2	$2 \rightarrow 5 \rightarrow 6$	0,5000
2	6	p_2	$2 \rightarrow 4 \rightarrow 6$	0,5000

Tabela 5.4: Caminhos percorridos - Decomposição

2. MatLab:

Para resolver o problema sem incertezas, ou seja, considerando os custos como números reais (custos *crisp*), utilizou-se o MatLab (função *linprog*). Considerando o valor modal do custo *fuzzy*, os fluxos dos produtos em cada arco, seguem na Tabela 5.5. O custo total foi 61.

arco	(i,j)	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	0,2517	0,2483	0,5000
2	(1,3)	0,7483	0,7517	1,5000
3	(2,3)	0	0	0
4	(2,4)	0,7517	1,2483	2,0000
5	(2,5)	2,0000	1,5000	3,5000
6	(3,4)	0,7483	0,7517	1,5000
7	(4,6)	0	0,5000	0,5000
8	(5,4)	0	0	0
9	(5,6)	1,0000	0,5000	1,5000

Tabela 5.5: Fluxos dos produtos - MatLab

A Tabela 5.6 apresenta os caminhos percorridos para atender a demanda e as quantidades dos produtos que chegam nos respectivos destinos (recebimento).

Observação: O custo total do problema crisp, coincidiu com o valor modal do custo total do problema fuzzy, que foi $\tilde{z}=(61;29,5;19,5)$. Entretanto, o fluxo ótimo do problema crisp encontrado pelo MatLab é diferente do fluxo ótimo do problema fuzzy encontrado pelo método de decomposição. (Tabelas 5.3 e 5.5.)

origem	destino	produto	caminho	recebimento
1	4	p_1	$1 \rightarrow 2 \rightarrow 4$	0,7517
1	4	p_1	$1 \rightarrow 3 \rightarrow 4$	0,7483
2	5	p_1	$2 \to 5$	1,0000
2	6	p_1	$2 \rightarrow 5 \rightarrow 6$	1,0000
1	4	p_2	$1 \rightarrow 2 \rightarrow 4$	1,2483
1	4	p_2	$1 \rightarrow 3 \rightarrow 4$	0,2517
2	5	p_2	$2 \to 5$	1,0000
2	6	p_2	$2 \to 5 \to 6$	0,5000
1	6	p_2	$1 \to 3 \to 4 \to 6$	0,5000

Tabela 5.6: Caminhos percorridos - MatLab

Considerando o vetor custo fuzzy dado na Tabela 5.2 e o fluxo ótimo do problema crisp dado na Tabela 5.5, o custo total seria $\tilde{z}_M=(61,0000;29,0034;19,2517)$. Comparando os dois custos fuzzy, \tilde{z}_M e \tilde{z} , através do critério de comparação da Definição 2.2.10, segue que $\tilde{z}_M \gtrsim \tilde{z}$. Estas observações seguem na Tabela 5.7.

	R	ESULTA	DOS - N	//ATLAB			RESU	LTADOS	S - DECC)MPOSIÇÂ	io
PRODUTO	ARCO	FLUXO NO ARCO	VALOR MODAL	ESPALHAMENTO À ESQUERDA	ESPALHAMENTO À DIREITA	PRODUTO	ARCO	FLUXO NO ARCO	VALOR MODAL	ESPALHAMENTO À ESQUERDA	ESPALHAMENTO À DIREITA
	1	0,2517	2	1	1		1	0,5000	2	1	1
	2	0,7483	3	2	1		2	0,5000	3	2	1
	3	-	3	3	2		3	-	3	3	2
	4	0,7517	6	4	2		4	1,0000	6	4	2
P1	5	2,0000	5	1	1	P1	5	2,0000	5	1	1
	6	0,7483	5	2	1		6	0,5000	5	2	1
	7	-	2	1	1		7	-	2	1	1
	8	-	5	4	2		8	-	5	4	2
	9	1,0000	3	1	1		9	1,0000	3	1	1
C	USTO P	1	24,0000	9,2517	6,2517	С	USTO P	1	24,0000	9,5000	6,5000
	1	0,2483	3	1	1		1	-	3	1	1
	2	0,7517	5	3	1		2	1,0000	5	3	1
	3	-	5	5	3		3	-	5	5	3
	4	1,2483	9	6	3		4	1,0000	9	6	3
P2	5	1,5000	8	3	3	P2	5	1,5000	8	3	3
	6	0,7517	7	5	3		6	1,0000	7	5	3
	7	0,5000	3	1	1		7	0,5000	3	1	1
	8	-	8	6	3		8		8	6	3
	9	0,5000	5	2	2		9	0,5000	5	2	2
C	USTO P	2	37,0000	19,7517	13,0000	С	USTO P	2	37,0000	20,0000	13,0000
CUS	то тот	AL \tilde{z}_M	61,0000	29,0034	19,2517	CUS	то тот	AL ž	61,0000	29,5000	19,5000
PRIMEIR	PRIMEIRO CRITÉRIO DE COMPARAÇÃO Z_M 58,5621					PRIMEIR	O CRITI	ÉRIO DE C	OMPARAÇ	ÃO ž	58,5000

Tabela 5.7: MatLab e Decomposição - Problema 1

Os dados do problema 1 serão alterados para mostrar que o valor modal do custo total fuzzy nem sempre coincide com o custo total crisp. Os novos dados para o problema 1 seguem nas Tabelas $5.8 \ e$ 5.9.

	proc	duto p_1	produto p_2	
nó	oferta	demanda	oferta	demanda
1	100	0	100	0
2	250	0	250	0
3	0	0	0	0
4	0	150	0	150
5	0	100	0	100
6	0	100	0	100

Tabela 5.8: Alteração - Oferta e Demanda

arco	(i,j)	capacidade	custo de p_1	custo de p_2
1	(1,2)	300	(50; 10; 500)	(200; 200; 10)
2	(1,3)	200	(400; 10; 200)	(400; 10; 200)
3	(2,3)	200	(300; 20; 300)	(500; 30; 500)
4	(2,4)	200	(600; 400; 20)	(900;600;30)
5	(2,5)	700	(500; 10; 100)	(800; 30; 300)
6	(3,4)	300	(500; 10; 200)	(700; 30; 500)
7	(4,6)	400	(200; 10; 100)	(300; 10; 100)
8	(5,4)	400	(500; 20; 400)	(800; 30; 600)
9	(5,6)	200	(300; 10; 100)	(500; 20; 200)

Tabela 5.9: Alteração - Custos e capacidades

No arco (1,2), o custo fuzzy do produto 1 é maior que o custo fuzzy do produto 2:

$$\tilde{c}_{12}^1 = (50; 10; 500) \implies \tilde{c}_{12}^1 = 172,5$$

$$\tilde{c}_{12}^2 = (200; 200; 10) \implies \tilde{c}_{12}^2 = 152,5$$

mas isto é invertido se for considerado somente o valor modal.

Para resolver o problema sem incertezas, considerando o valor modal dos custos fuzzy, utilizou-se o MatLab (função linprog). O custo total foi 590000. O fluxo ótimo do problema crisp encontrado pelo MatLab é diferente do fluxo ótimo do problema fuzzy encontrado pelo método de decomposição. Os fluxos ótimos e os resultados obtidos pela multiplicação deles pelo vetor custo fuzzy seguem na Tabela 5.10.

	RE	SULT	ADOS -	MATLAB		R	ESUL	TADO	S - DEC	OMPOSIÇ	ÃO
PROPUTO	4000	FLUXO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO	PROPUTO	4000	FLUXO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO
PRODUTO	ARCO	NO ARCO	MODAL	À ESQUERDA	À DIREITA	PRODUTO	ARCO	NO ARCO	MODAL	À ESQUERDA	À DIREITA
	1	100	50	10	500		1	0	50	10	500
	2	0	400	10	200		2	100	400	10	200
	3	0	300	20	300		3	0	300	20	300
	4	150	600	400	20		4	50	600	400	20
P1	5	200	500	10	100	P1	5	200	500	10	100
	6	0	500	10	200		6	100	500	10	200
	7	0	200	10	100		7	0	200	10	100
	8	0	500	20	400		8	0	500	20	400
	9	100	300	10	100		9	100	300	10	100
CU	STO P1		225000	64000	83000	CU	ISTO P1		250000	25000	71000
	1	0	200	200	10		1	100	200	200	10
	2	100	400	10	200		2	0	400	10	200
	3	0	500	30	500		3	0	500	30	500
	4	50	900	600	30		4	150	900	600	30
P2	5	200	800	30	300	P2	5	200	800	30	300
	6	100	700	30	500		6	0	700	30	500
	7	0	300	10	100		7	0	300	10	100
	8	0	800	30	600		8	0	800	30	600
	9	100	500	20	200		9	100	500	20	200
cu	STO P2		365000	42000	151500	CU	ISTO P2		365000	118000	85500
CUSTO	о тота	L \widetilde{z}_M	590000	106000	234500	CUST	го тот	AL ž	615000	143000	156500
PRIMEIR	O CRITI	ÉRIO DE	COMPARA	ÇÃO Ž _M	622125	PRIMEIR	O CRITÉ	RIO DE (OMPARA	ÇÃO ž	618375

Tabela 5.10: MatLab e Decomposição - Problema 1 Alterado

Neste caso, observa-se que o valor modal do custo total obtido pelo método de decomposição $(\tilde{z} = 10^3 \cdot (615; 143; 156,5))$ é maior que o custo total obtido pelo MatLab $(10^3 \cdot 590)$. Multiplicando o fluxo encontrado pelo MatLab pelo custo fuzzy obtém-se $\tilde{z}_M = 10^3 \cdot (590; 106; 234,5)$. Pelo critério de comparação

portanto,

$$\tilde{z}_M > \tilde{z}$$
.

Os resultados obtidos nos dois problemas mostram que o método de decomposição proposto teve um ótimo desempenho, pois considerou as incertezas nos custos para encontrar as soluções ótimas, as quais são melhores que as encontradas pelo MatLab considerando o problema *crisp*.

5.1.2 Problema 2

O segundo problema é dado por uma rede real, chamada Rede Óptica Européia COST239, com onze nós e arcos com duplo sentido, totalizando cinquenta arcos. A Figura 5.2 ilustra esta rede.

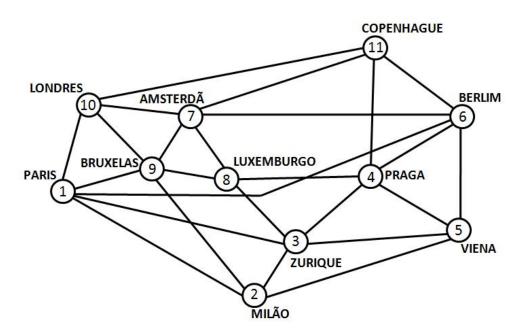


Figura 5.2: Rede Óptica Européia

Considerou-se dois produtos, p_1 e p_2 , com ofertas e demandas dadas na Tabela 5.11.

	proc	duto p_1	proc	duto p_2
nó	oferta	demanda	oferta	demanda
1	55,6	0	54	0
2 3	30	0	0	5
3	0	8,1	0	13
4	0	7	0	4
5	0	5	0	30,4
6	0	20	29,9	0
7	0	$\begin{array}{c} 6,5 \\ 5 \end{array}$	0	0
8	0	5	0	5
9	0	2	0	10
10	0	27	0	41,5
11	0	5	25	0

Tabela 5.11: Oferta e Demanda - 11 nós

As capacidades dos arcos foram retiradas de [16] e seguem na Tabela 5.12. Os arcos foram considerados com duplo sentido, totalizando 50 arcos. A capacidade do arco (i, j) é igual à capacidade do arco (j, i).

ida/volta	$i \leftrightarrow j$	capacidade
1/26	$1 \leftrightarrow 2$	20
2/27	$1 \leftrightarrow 3$	20
3/28	$1 \leftrightarrow 6$	40
4/29	$1 \leftrightarrow 9$	20
5/30	$1 \leftrightarrow 10$	30
6/31	$2 \leftrightarrow 3$	20
7/32	$2 \leftrightarrow 5$	10
8/33	$2 \leftrightarrow 9$	10
9/34	$3 \leftrightarrow 4$	2,5
10/35	$3 \leftrightarrow 5$	10
11/36	$3 \leftrightarrow 8$	2,5
12/37	$4 \leftrightarrow 5$	2,5
13/38	$4 \leftrightarrow 6$	10
14/39	$4 \leftrightarrow 8$	2,5
15/40	$4 \leftrightarrow 11$	2,5
16/41	$5 \leftrightarrow 6$	30
17/42	$6 \leftrightarrow 7$	20
18/43	$6 \leftrightarrow 11$	10
19/44	$7 \leftrightarrow 8$	2,5
20/45	$7 \leftrightarrow 9$	10
21/46	$7 \leftrightarrow 10$	20
22/47	$7 \leftrightarrow 11$	2,5
23/48	$8 \leftrightarrow 9$	2,5
24/49	$9 \leftrightarrow 10$	10
25/50	10 ↔ 11	10

Tabela 5.12: Dados da Rede COST239

Os custos fuzzy, valor modal e espalhamentos, para os produtos p_1 e p_2 foram criados arbitrariamente e seguem na Tabela 5.13.

Considerando o valor modal dos custos fuzzy o MatLab (função linprog) encontrou o fluxo ótimo do problema crisp que foi igual ao fluxo ótimo do problema fuzzy encontrado pelo método de decomposição. Isto significa que, neste caso, as incertezas nos custos não influenciaram no resultado do fluxo. A Tabela 5.13 apresenta, para cada produto, os fluxos ótimos em cada arco e os custos totais obtidos através da multiplicação do custo fuzzy pelo fluxo. Neste caso, \tilde{z}_M e \tilde{z} são exatamente iguais, no sentido de que os valores modais e os espalhamentos de \tilde{z}_M e \tilde{z} são iguais.

O método de decomposição efetuou 387 iterações em 51,6400s.

P1	1/26 2/27 3/28 4/29 5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - -	O ARCO VOLTA	VALOR MODAL 210,0 280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0 140,0	20,0 11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	20,0 9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0 30,0 196,0 22,0	- - 28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5	VOLTA	VALOR MODAL 210,0 280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0	20,0 11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0	9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0
P1	1/26 2/27 3/28 4/29 5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	- 28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - -	- - - - - - - - - - 1,9 2,6	210,0 280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	20,0 11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	20,0 9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0 30,0 196,0	- 28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0	-	210,0 280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0	20,0 11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0	20,0 9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0
P1	2/27 3/28 4/29 5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	- 28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - -	- - - - - - - - - - 1,9 2,6	280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0 30,0 196,0	28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0	-	280,0 490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0	11,0 27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0	9,0 6,0 50,0 20,0 7,0 15,0
P1	3/28 4/29 5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - -	- - - - - - - - - 1,9 2,6	490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	6,0 50,0 20,0 7,0 15,0 30,0 196,0	28,6 10,0 17,0 13,1 6,9 10,0	-	490,0 190,0 970,0 320,0 315,0 276,0	27,0 10,0 30,0 6,0 15,0 30,0	6,0 50,0 20,0 7,0 15,0
P1	4/29 5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	10,0 17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - -	- - - - - - - 1,9 2,6	190,0 970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	10,0 30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	50,0 20,0 7,0 15,0 30,0 196,0	10,0 17,0 13,1 6,9 10,0	1 1 1	190,0 970,0 320,0 315,0 276,0	10,0 30,0 6,0 15,0 30,0	50,0 20,0 7,0 15,0
P1	5/30 6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	17,0 13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - -	- - - - - - - 1,9 2,6	970,0 320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	30,0 6,0 15,0 30,0 17,0 18,0	20,0 7,0 15,0 30,0 196,0	17,0 13,1 6,9 10,0	1 1 1	970,0 320,0 315,0 276,0	30,0 6,0 15,0 30,0	20,0 7,0 15,0
P1	6/31 7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	13,1 6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - - -	- - - - - 1,9 2,6	320,0 315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	6,0 15,0 30,0 17,0 18,0 18,0	7,0 15,0 30,0 196,0	13,1 6,9 10,0	-	320,0 315,0 276,0	6,0 15,0 30,0	7,0 15,0
P1	7/32 8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	6,9 10,0 2,5 - 2,5 - - - -	- - - - - 1,9 2,6	315,0 276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	15,0 30,0 17,0 18,0 18,0	15,0 30,0 196,0	6,9 10,0		315,0 276,0	15,0 30,0	15,0
P1	8/33 9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	10,0 2,5 - 2,5 - - - -	- - - - 1,9 2,6	276,0 157,0 245,0 233,0 91,0	30,0 17,0 18,0 18,0	30,0 196,0	10,0	-	276,0	30,0	
P1	9/34 10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	2,5 - 2,5 - - - -	- - - 1,9 2,6	157,0 245,0 233,0 91,0	17,0 18,0 18,0	196,0		-			30 0
P1	10/35 11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	- 2,5 - - - -	- - 1,9 2,6	245,0 233,0 91,0	18,0 18,0		2,5				
P1	11/36 12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	2,5 - - - -	- 1,9 2,6	233,0 91,0	18,0	22,0		-	157,0		
P1	12/37 13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	1 1 1	1,9 2,6 -	91,0			-	-	245,0		
P1	13/38 14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44		2,6			22,0	2,5		233,0		
	14/39 15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	-	-	140 0			-	1,9	91,0		
	15/40 16/41 17/42 18/43 19/44	-				20,0	10-1	2,6	140,0		
	16/41 17/42 18/43 19/44	-		330,0		5,0	-	-	330,0	20,0	
	17/42 18/43 19/44		-	240,0	30,0	30,0	-	-	240,0	30,0	30,0
	18/43 19/44		-	160,0	50,0	30,0	-	-	160,0	50,0	30,0
	19/44	1,0	_	284,0	20,0	30,0	1,0	-	284,0	20,0	30,0
		5,0	-	267,0	12,0	18,0	5,0	-	267,0		
		- 1	-	342,0		13,0	-		342,0		
	2U/4J		5,5	213,0	10,0	20,0	_	5,5	213,0		
	21/46	_	-	156,0	12,0	8,0	_	-	156,0		
	22/47	_	_	270,0		18,0	-	-	270,0		
	23/48	<u> </u>	2,5	247,0		8,0	(<u>-</u>	2,5	247,0		
	24/49	10,0	-	142,0		18,0	10,0	-	142,0		
	25/50	-		210,0		120,0	-	-	210,0		
	CUSTO			47869,4		2554,7			47869,4		
	1/26	11,1					11 1				
		The second second	-	300,0		10,0	11,1	-	300,0		
_	2/27	20,0		270,0		4,5	20,0		270,0		
_	3/28	0,4	-	310,0		3,0	0,4	-	310,0		
_	4/29	10,0	-	255,0		25,0	10,0	-	255,0		
_	5/30	12,5	-	950,0	15,0	10,0	12,5	-	950,0		
_	6/31	3,0	-	55,0	3,0	3,5	3,0	-	55,0		
_	7/32	3,1	-	260,0		7,5	3,1	-	260,0		
_	8/33	-	-	266,0	15,0	15,0	-	-	266,0		
_	9/34	-	-	257,0		98,0	-	-	257,0		
	10/35	10,0		88,0	9,0	11,0	10,0	, - ,	88,0		
	11/36	-	-	243,0		11,0	-	-	243,0		
	12/37	2,5	-	131,0	4,5	5,5	2,5	-	131,0	4,5	5,5
	13/38	-	6,5	120,0		10,0	-	6,5	120,0	15,0	10,0
	14/39	2,5	-	310,0		2,5	2,5	-	310,0		2,5
	15/40		2,5	250,0			-	2,5	250,0		
	16/41	-	14,8	560,0			-	14,8	560,0		
	17/42	19,0	-	274,0		15,0	19,0	-	274,0		
	18/43	-	10,0	247,0		9,0	-	10,0	247,0		
	19/44	2,5	-	352,0		6,5	2,5	-	352,0		
	20/45	-	1921	195,0	5,0		-	120	195,0		
	21/46	19,0	-	156,0		4,0	19,0	-	156,0		
	22/47	-	2,5	272,0		9,0	-	2,5	272,0		
	23/48	-		247,0			_	-	247,0		
	24/49	-	N=1	152,0		9,0	-		152,0		
	25/50	-	10,0	150,0	20.0		_	10,0			
			10,0			60,0	_	10,0	150,0		
	CUSTO		~	49625,5				~	49625,5		
	USTO T		$\tilde{\mathbf{z}}_{M}$	97494,9				ž	97494,9		4709,9 97634,1
PRIMEIR		ERIO D	E COM	DAPACÃO	\mathbf{z}_{M}	97634,1	ı			ž	

Tabela 5.13: Mat Lab e Decomposição - Problema 2

PRODUTO			KED	ULTADO	S - MATLA	В	RESULTADOS - DECOMPOSIÇÃO						
	IDA/VOLTA	FLUXO N	IO ARCO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO	FLUXO N	O ARCO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO		
		IDA	VOLTA	MODAL	À ESQUERDA	À DIREITA	IDA	VOLTA	MODAL	À ESQUERDA	À DIREITA		
, -	1/26	-	-	210,0	20,0	20,0	-	-	210,0		20,0		
-	2/27		-	280,0	11,0	9,0	0,6	-	280,0		9,0		
-	3/28	28,6	-	490,0	27,0	6,0	28,0	-	490,0		6,0		
ş -	4/29	10,0	-	190,0	10,0	50,0	10,0	-	190,0		50,0		
9-	5/30	17,0	-	970,0	30,0	20,0	17,0	-	970,0		20,0		
-	6/31	13,1	-	320,0	6,0	207,0	12,5	-	320,0	6,0	207,0		
-	7/32	6,9	1/1	315,0	15,0	15,0	7,5	-	315,0		15,0		
8	8/33	10,0	-	276,0	30,0	30,0	10,0	-	276,0		30,0		
,-	9/34	2,5	-	157,0	17,0	196,0	2,5	-	157,0		196,0		
-	10/35	-	-	245,0	18,0	22,0	-	-	245,0		22,0		
-	11/36	2,5	-	233,0	18,0	22,0	2,5		233,0		22,0		
D4	12/37	-	1,9	91,0	9,0	11,0	-	2,5	91,0	9,0	11,0		
P1	13/38	-	2,6	140,0	30,0	20,0	-	2,0	140,0		20,0		
-	14/39	-	-	330,0	20,0	5,0	-	-	330,0		5,0		
-	15/40	-	-	240,0	30,0	30,0	-	-	240,0		30,0		
	16/41	-	-	160,0	50,0	30,0	-	-	160,0		30,0		
,	17/42	1,0	_	284,0	20,0	30,0	1,0	-	284,0		30,0		
	18/43	5,0	-	267,0	12,0	18,0	5,0	-	267,0		18,0		
-	19/44	-	-	342,0	12,0	13,0	-		342,0		13,0		
8-	20/45	-	5,5	213,0	10,0	20,0	-	5,5	213,0		20,0		
9	21/46	-	-	156,0	12,0	8,0	-	-	156,0		8,0		
	22/47	-	-	270,0	22,0	18,0	-	-	270,0		18,0		
	23/48	-	2,5	247,0	7,0	8,0	-	2,5	247,0		8,0		
7	24/49	10,0	-	142,0	12,0	18,0	10,0	-	142,0		18,0		
	25/50	-	-	210,0	60,0	120,0	-	-	210,0		120,0		
	CUSTO			47869,4	2319,4	5174,7			47711,0		5055,9		
	1/26	11,1	-	300,0	210,0	10,0	15,0	-	300,0		10,0		
9	2/27	20,0	-	270,0	5,5	204,5	15,5	-	270,0		204,5		
_	3/28	0,4	-	310,0	13,5	3,0	1,0	-	310,0		3,0		
	4/29	10,0	1.15	255,0	5,0	25,0	10,0		255,0		25,0		
	5/30	12,5	-	950,0	15,0	10,0	12,5	-	950,0	15,0	10,0		
	6/31	3,0	-	55,0	203,0	3,5	7,5	-	55,0		3,5		
	7/32	3,1	-	260,0	7,5	7,5	2,5	-	260,0	7,5	7,5		
	8/33	-	-	266,0	15,0	15,0	_	-	266,0		15,0		
	9/34	-	-	257,0	8,5	98,0	-	-	257,0		98,0		
	10/35	10,0	-	88,0	9,0	11,0	10,0	-	88,0		11,0		
	11/36	-	-	243,0	9,0	11,0	-	_	243,0		11,0		
	12/37	2,5	-	131,0	4,5	5,5	2,5	-	131,0	4,5	5,5		
P2	13/38	-	6,5	120,0	15,0	10,0		6,5	120,0		10,0		
	14/39	2,5	- 20	310,0	10,0	2,5	2,5	(<u>-</u>	310,0		2,5		
	15/40	-	2,5	250,0	15,0	15,0	-	2,5	250,0		15,0		
	16/41	-	14,8	560,0		15,0	-	15,4	560,0				
	17/42	19,0	-	274,0	10,0	15,0	19,0	-	274,0		15,0		
	18/43	-	10,0	247,0	6,0	9,0	-	10,0	247,0		9,0		
	19/44	2,5	-	352,0	6,0	6,5	2,5	-	352,0	6,0	6,5		
	20/45	-	-	195,0		10,0	-	-	195,0	5,0	10,0		
	21/46	19,0	-	156,0	6,0	4,0	19,0	-	156,0	6,0	4,0		
	22/47	-	2,5	272,0	11,0	9,0	-	2,5	272,0	11,0	9,0		
	23/48	-	-	247,0	3,5	4,0	-	- 1	247,0		4,0		
	24/49	_	-	152,0	6,0	9,0	<u>-</u>	_	152,0		9,0		
	25/50	-	10,0	150,0			-	10,0	150,0		60,0		
	CUSTO	P2		49625,5					50194,0				
(custo t		\tilde{z}_{M}	97494,9				$\widetilde{\boldsymbol{z}}$	97905,0				
				PARAÇÃO		98584,1				ž	98322,3		

Tabela 5.14: Mat Lab e Decomposição - Problema 2 Alterado

Alterando os espalhamentos dos custos em alguns arcos os resultados obtidos pelo método de decomposição mudaram. Para o produto 1 acrescentou-se 200 ao espalhamento à direita nos arcos 6/31 e para o produto 2 acrescentou-se 200 ao espalhamento à direita nos arcos 2/27 e à esquerda nos arcos 1/26 e 6/31. Estas alterações seguem destacadas em vermelho na Tabela 5.14. Como não foi alterado nenhum valor modal, os fluxos ótimos nos arcos obtidos pelo MatLab continuam os mesmos, enquanto que, pelo método de decomposição foram bastante alterados. Destacados em amarelo na tabela, observa-se que para os dois produtos os fluxos nos arcos sofreram alterações significativas. Refazendo os cálculos comparativos, como $\tilde{z} \leq \tilde{z}_M$, fica demonstrado que o método proposto tem um ótimo desempenho, pois alterou os fluxos considerando apenas as alterações nos espalhamentos, encontrando uma solução melhor que a anterior e melhor que a obtida pelo MatLab considerando o problema crisp.

5.1.3 Problema 3

O terceiro problema é dado por uma rede utilizada em [6] contendo treze nós e trinta e um arcos. A Figura 5.3 ilustra esta rede.

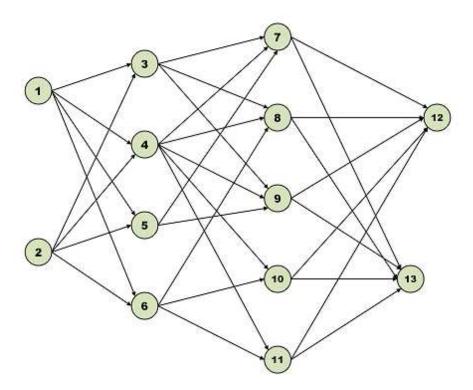


Figura 5.3: Grafo do Problema 3

produto p_1 produto p_2 demanda nó oferta oferta demanda

Considerou-se dois produtos, p_1 e p_2 , com ofertas e demandas dadas na Tabela 5.15.

Tabela 5.15: Oferta e Demanda - 13 nós

Os custos para os produtos e as capacidades dos arcos foram retiradas de [6]. Os custos fuzzy trapezoidais dados em [6] foram adaptados para números fuzzy triangulares da seguinte forma:

$$\tilde{c} = (m_1 - \alpha; m_1; m_2; m_2 + \beta) \implies \tilde{c} = \left(m_1 - \alpha; \frac{m_1 + m_2}{2}; m_2 + \beta\right)$$

sendo que $m_1 - \alpha$ é o limitante inferior, $\frac{m_1 + m_2}{2}$ é o valor modal e $m_2 + \beta$ é o limitante superior.

Por exemplo,

$$\tilde{c} = (20; 30; 37; 45) \implies \tilde{c} = (20; 33, 5; 45).$$

Escrevendo na forma $(m; \alpha; \beta)$,

$$\tilde{c} = (33,5;13,5;11,5)$$
.

O custo de p_2 é 90% do custo de p_1 . As capacidades dos arcos e os custos fuzzy, valor modal e espalhamentos, para os produtos seguem na Tabela 5.16, bem como os resultados obtidos pelo método de decomposição e a comparação feita com a solução do problema crisp encontrada pelo MatLab (função linproq).

O método de decomposição efetuou 81 iterações em 9,3750s.

		ARCO)	F	RESULTAD	OS - MATI	LAB	RESU	LTADOS -	DECOMPO	DSICÃO
PRODUTO	Nº	(i,j)	CAPACIDADE	FLUXO	VALOR		ESPALHAMENTO	FLUXO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO
0	1	(1,3)	75	75.0	MODAL 33,5	À ESQUERDA	À DIREITA 11,5	75,0	MODAL 33,5	À ESQUERDA 13,5	À DIREITA
	2	(1,4)	45	6,0	34,0	4,0	8,0	6,0	34,0	4,0	8,0
-	3	(1,5)	93	- 10.0	76,5	10,5	12,5	- 100	76,5	10,5	12,5
-	5	(1,6) (2,3)	47 42	19,0	35,5 58,0	7,5 11,0	9,5 5,0	19,0	35,5 58,0	7,5 11,0	9,5 5,0
	6	(2,4)	85	80,0	18,0	12,0	7,0	80,0	18,0	12,0	7,0
	7	(2.5)	53	-	106,5	7,5	5,5	-	106,5	7,5	5,5
-	<u>8</u> 9	(2,6)	20 67	41.0	59,0 53,5	1,0 11,5	6,0 10,5	41,0	59,0 53,5	1,0 11,5	6,0 10,5
	10	(3,8)	84	32,0	60,0	8,0	7,0	32,0	60,0	8,0	7,0
-	11	(3,9)	2	2,0	39,0	6,0	8,0	2,0	39,0	6,0	8,0
-	12 13	(4,7)	68 38	9,0 38,0	54,5 34,0	11,5 11,0	9,5 6,0	9,0 38,0	54,5 34,0	11,5 11,0	9,5 6,0
	14	(4,9)	83	18,0	62,0		18,0	18,0	62,0	4,0	18,0
	15	(4,10)	50	20,0	80,5	4,5	7,5	20,0	80,5	4,5	7,5
P1	16 17	(4,11)	71 43	71,0	60,5 75,0	7,5	7,5 9,0	71,0	60,5 75,0	7,5	7,5
-	18	(5,9)	30	-	75,0 31,5	11,0 10,5	7,5	-	31,5	11,0 10,5	9,0 7,5
	19	(6,8)	19	19,0	43,0	5,0	9,0	19,0	43,0	5,0	9,0
	20	(6,10)	19	_	88,0	10,0	11,0	-	88,0	10,0	11,0
-	21	(6,11) (7,12)	68 30	30,0	72,5 51,5	4,5 5,5	8,5 10,5	30,0	72,5 51,5	4,5 5,5	8,5 10,5
	23	(7,13)	54	-	67,5	10,5	4,5	-	67,5	10,5	4,5
	24	(8,12)	15	-	80,0	1,0	11,0	-	80,0	1,0	11,0
-	25 26	(8,13)	70 38	69,0	10,5 64,0	4,5 4,0	6,5 5,0	69,0	10,5 64,0	4,5 4,0	6,5 5,0
	27	(9.13)	86	-	11,5		13,5	-	11,5	6,5	13,5
	28	(10,12)	85	-	52,5	10,5	11,5	(L /	52,5	10,5	11,5
-	29	(10,13)	59	-	36,0	6,0	4,0	-	36,0	6,0	4,0
-	30 31	(11,12)	50 90	71,0	91,5 6,5	4,5 4,5	2,5 13,5	71,0	91,5 6,5	4,5 4,5	2,5 13,5
		CUSTO	P1	, , _, _	21374,5	4984,5	5534,5		21374,5	4984,5	5534,5
	1	(1,3)	75		30,2	12,2	10,4	-	30,2	12,2	10,4
-	3	(1,4)	45 93	39,0 33,0	30,6 68,9	3,6 9,5	7,2 11,3	39,0 33,0	30,6 68,9	3,6 9,5	7,2 11,3
-	4	(1,6)	47	28,0	32,0		8,6	28,0	32,0	6,8	8,6
	5	(2,3)	42	42,0	52,2	9,9	4,5	42,0	52,2	9,9	4,5
-	7	(2,4)	85 53	5,0 33,0	16,2 95,9	10,8 6,8	6,3 5,0	5,0 33,0	16,2 95,9	10,8 6,8	6,3 5,0
-	8	(2,6)	20	20,0	53,1	0,8	5,4	20,0	53,1	0,9	5,4
	9	(3,7)	67	16,0	48,2	10,4	9,5	16,0	48,2	10,4	9,5
-	10	(3,8)	84	26,0	54,0		6,3	26,0	54,0	7,2	6,3
-	11 12	(3,9)	<u>2</u> 68	19,0	35,1 49,1	5,4 10,4	7,2 8,6	19,0	35,1 49,1	5,4 10,4	7,2 8,6
	13	(4,8)	38	-	30,6	9,9	5,4	-	30,6	9,9	5,4
-	14	(4.9)	83	65,0	55,8	3,6	16,2	65,0	55,8	3,6	16,2
P2	15 16	(4,10) (4,11)	50 71	30,0	72,5 54,5	4,1 6,8	6,8 6,8	30,0	72,5 54,5	4,1 6,8	6,8 6,8
	17	(5,7)	43	36,0	67,5	9,9	8,1	36,0	67,5	9,9	8,1
	18	(5,9)	30	30,0	28,4	9,5	6,8	30,0	28,4	9,5	6,8
-	19 20	(6,8) (6,10)	19 19	19,0	38,7 79,2	4,5 9,0	8,1 9,9	19,0	38,7 79,2	4,5 9,0	
	21	(6,11)	68	29,0	65,3	4,1	7,7	29,0	65,3	4,1	7,7
	22	(7,12)	30	>	46,4	5,0	9,5	-	46,4	5,0	
	23 24	(7,13) (8,12)	54 15	31,0 15,0	60,8 72,0	9,5 0,9	4,1 9,9	31,0 15,0	60,8 72,0	9,5 0,9	4,1 9,9
	25	(8,13)	70	1,0	9,5	4,1	5,9	1,0	9,5	4,1	5,9
	26	(9,12)	38	26,0	57,6	3,6	4,5	26,0	57,6	3,6	4,5
	27 28	(9,13) (10,12)	86 85	39,0 29,0	10,4 47,3			39,0 29,0	10,4 47,3	5,9 9,5	12,2 10,4
-	29	(10.12)	85 59	- 29,0	32,4	9,5 5,4	10,4 3,6	29,0	47,3 32,4	9,5 5,4	
	30	(11,12)	50	:-	82,4	4,1	2.3	-	82,4	4,1	2,3
	31	(11,13)	90	19,0	5,9			19,0	5,9	4,1	12,2
		CUSTO TO			32798,3 54172,8			\vdash	32798,3 54172,8		
DDINAS			DE COMPAR	ACÃO.	3+1/2,8	Z _M	54623,7	-	J+1/2,8	<u> </u>	W
PKIIVIE	IKU C	KIIEKIU L	JE CONIPAR	MÇAU		^L M	34023,7			L	54623,7

Tabela 5.16: Mat Lab e Decomposição - Problema 3

		ARCC	·	F	ESULTAD	OS - MATI	AB	RESU	LTADOS -	DECOMPO	DSIÇÃO
PRODUTO	Nº	(i,j)	CAPACIDADE	FLUXO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO	FLUXO NO ARCO	VALOR	ESPALHAMENTO	ESPALHAMENTO
	1	(1,3)	75	75,0	MODAL 33,5	À ESQUERDA	À DIREITA 111.5	24.0	MODAL 33,5	À ESQUERDA	À DIREITA 111,5
	2	(1,4)	45	6,0	34,0	104,0	8,0	45,0	34,0	104,0	8,0
	3	(1,5)	93	-	76,5	10,5	12,5	-	76,5	10,5	12,5
-	5	(1,6)	47 42	19,0	35,5 58,0	7,5 11.0	9,5 5.0	31,0	35,5 58,0	7,5 11,0	9,5 5,0
-	6	(2,4)	85	80,0	18,0	12,0	7.0	80,0	18,0	12,0	7,0
	7	(2,5)	53	-	106,5	7,5	5,5	-	106,5	7,5	5,5
	8	(2,6)	20	-	59,0	1,0	6,0	-	59,0	1,0	6,0
-	9	(3,7)	67 84	41,0 32,0	53,5 60,0	11,5 8,0	10,5 7.0	22,0	53,5 60,0	11,5 8,0	10,5 7,0
-	11	(3,9)	2	2,0	39,0	6,0	8,0	2,0	39,0	6,0	8,0
	12	(4,7)	68	9,0	54,5	11,5	9,5	28,0	54,5	11,5	9,5
-	13	(4,8)	38	38,0	34,0	11,0	6,0	38,0	34,0	11,0	
-	14 15	(4,9)	83 50	18,0 20,0	62,0 80,5	4,0 4,5	18,0 7.5	38,0 20,0	62,0 80,5	4,0 4,5	18,0 7,5
P1	16	(4.11)	71	71.0	60,5	7.5	7,5	71.0	60,5	7,5	7,5
	17	(5,7)	43	-	75,0	11,0	9,0	-1	75,0	11,0	9,0
-	18	(5,9)	30	-	31,5	10,5	7,5	- 10.0	31,5	10,5	7,5
	19 20	(6,8)	19 19	19,0	43,0 88,0	5,0 10,0	9,0 11,0	19,0	43,0 88,0	5,0 10,0	9,0 11,0
	21	(6.11)	68	-	72.5	4,5	8,5	12,0	72,5	4,5	8,5
	22	(7,12)	30	30,0	51,5	5,5	10,5	30,0	51,5	5,5	10,5
	23	(7,13)	54	-	67,5	10,5	4,5	-	67,5	10,5	4,5
-	24 25	(8,12)	15 70	69,0	80,0 10,5	1,0 4,5	11,0 6,5	37,0	80,0 10,5	1,0 4,5	11,0 6,5
-	26	(9.12)	38	- 05,0	64.0	4,3	5,0	- 37,0	64,0	4,0	5,0
	27	(9,13)	86	:=:	11,5	6,5	13,5	20,0	11,5	6,5	13,5
	28	(10,12)	85	-	52,5	10,5	11,5	-	52,5	10,5	11,5
-	29	(10,13)	59	-	36,0	6,0	4,0	-	36,0	6,0	4,0
-	30	(11,12)	50 90	71,0	91,5 6,5	4,5 4,5	2,5 13,5	83,0	91,5 6,5	4,5 4,5	2,5 13,5
		CUSTO		7 1,0	21374,5	5584,5	13034,5	00,0	21599,0	8960,0	
	1	(1,3)	75	-	30,2	12,2	100,4	51,0	30,2	12,2	100,4
-	2	(1,4)	45	39,0	30,6	93,6	7,2	- 22.0	30,6	93,6	7,2
-	3	(1,5)	93 47	33,0 28,0	68,9 32,0	9,5 6,8	11,3 8,6	33,0 16,0	68,9 32,0	9,5 6,8	11,3 8,6
	5	(2,3)	42	42,0	52,2	9,9	4,5	42,0	52,2	9,9	4,5
	6	(2,4)	85	5,0	16,2	10,8	6,3	5,0	16,2	10,8	6,3
-	7	(2,5)	53	33,0	95,9	6,8	5,0 5,4	33,0	95,9 53,1	6,8	5,0
-	9	(3.7)	20 67	16,0	53,1 48,2	0,9 10,4	9,5	20,0 35,0	48,2	0,9 10,4	5,4 9,5
	10	(3,8)	84	26,0	54,0	7,2	6,3	58,0	54,0	7,2	6,3
	11	(3,9)	2		35,1	5,4	7,2	-	35,1	5,4	7,2
-	12	(4,7)	68	19,0	49,1	10,4	8,6	-	49,1	10,4	8,6
-	13 14	(4,8)	38 83	65,0	30,6 55,8	9,9 3,6	5,4 16,2	45,0	30,6 55,8	9,9 3,6	5,4 16,2
	15	(4,10)	50	30,0	72,5	4,1	6,8	30,0	72,5	4,1	6,8
P2	16	(4.11)	71	-	54,5	6,8	6,8	-	54,5	6,8	6,8
	17	(5,7)	43	36,0 30,0	67,5		8,1	36,0	67,5		8,1
	18 19	(5,9)	30 19	30,0	28,4 38,7	9,5 4,5		30,0	28,4 38,7	9,5 4,5	6,8 8,1
	20	(6,10)	19	19,0	79,2	9,0		19,0	79,2	9,0	9,9
	21	(6,11)	68	29,0	65,3	4,1	7,7	17,0	65,3	4,1	7,7
	22	(7.12)	30	21.0	46,4	5,0		- 21.0	46,4	5,0	9,5
	23 24	(7,13) (8,12)	54 15	31,0 15,0	60,8 72,0		4,1 9,9	31,0 15,0	60,8 72,0		4,1 9,9
	25	(8,13)	70	1,0	9,5	4,1	5,9	33,0	9,5	4,1	5,9
	26	(9.12)	38	26,0	57,6	3,6	4,5	26,0	57,6	3,6	4,5
	27	(9,13)	86	39,0	10,4	5,9	12,2	19,0	10,4		12,2
	28 29	(10,12) (10,13)	85 59	29,0	47,3 32,4	9,5 5,4	10,4 3,6	29,0	47,3 32,4		10,4 3,6
	30	(11,12)	50	.=	82,4	4,1	2,3	-	82,4	4,1	2,3
	31	(11,13)	90	19,0	5,9	4,1	12,2	7,0	5,9	4,1	12,2
	-	CUSTO			32798,2				32596,2		
-		CUSTO TO		~	54172,7	13262,8	2000000 000 0000		54195,2	13600,4	17974,8
PRIME	IRO C	RITERIO I	DE COMPAR	AÇAO		ž _M	55471,2			ž	55288,8

Tabela 5.17: Mat Lab e Decomposição - Problema 3 Alterado

Observa-se na Tabela 5.16 que a solução ótima do problema fuzzy encontrada pelo método de decomposição é igual à solução do problema crisp. Aumentando os espalhamentos somente nos dois primeiros arcos, destacados em vermelho na Tabela 5.17, o método de decomposição encontrou uma solução diferente. Os fluxos alterados seguem destacados em amarelo, observa-se que além de alterar as quantidades de produtos, foram alterados os caminhos percorridos. Por exemplo, no nó 1 a oferta do produto 2 era distribuída pelos arcos 2, 3 e 4, agora é distribuída pelos arcos 1, 3 e 4. Pelo critério de comparação segue que $\tilde{z} \leq \tilde{z}_M$, portanto, o método de decomposição encontrou uma solução melhor que a anterior e melhor que a obtida pelo MatLab considerando o problema crisp.

5.2 Segundo Método de Decomposição (Custos e Capacidades *Fuzzy*)

Nesta seção serão resolvidos três problemas de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades utilizando o algoritmo proposto na Seção 3.2.

Como solução serão apresentados: o fluxo de cada produto nos arcos, o custo total (função objetivo \tilde{z}) e as pertinências nos arcos.

5.2.1 Problema 1

Considere o problema dado na Seção 5.1.1. O custo total para atender a demanda foi $\tilde{z}_1 = (61,0;29,5;19,5)$ e os fluxos dos produtos nos arcos seguem na Tabela 5.18.

arco	(i, j)	capacidade	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	3	0,5000	0	0,5000
2	(1,3)	1,5	0,5000	1,0000	1,5000
3	(2,3)	2	0	0	0
4	(2,4)	2	1,0000	1,0000	2,0000
5	(2,5)	7	2,0000	1,5000	3,5000
6	(3,4)	3	0,5000	1,0000	1,5000
7	(4,6)	4	0	0,5000	0,5000
8	(5,4)	4	0	0	0
9	(5,6)	2	1,0000	0,5000	1,5000

Tabela 5.18: Fluxos dos produtos - Capacidade no modal

Observa-se na Tabela 5.18 que os fluxos totais percorridos nos arcos 2 e 4 atingiram a

capacidade permitida. Relaxando as capacidades dos arcos, ou seja, permitindo passar um pouco mais de produtos nos arcos "melhores", o custo total para atender a mesma demanda pode diminuir. As capacidades *crisp* dadas na Tabela 5.18 serão transformadas em números fuzzy trapezoidais do tipo $(0;0;m_2;m_2+\beta)$, sendo que m_2 denota o extremo superior do intervalo modal e $m_2 + \beta$ o limitante superior. Os limitantes superiores seguem na Tabela 5.19.

Considerando a capacidade no limitante superior e utilizando o primeiro método proposto (Seção 3.1), o custo total para atender a mesma demanda foi $\tilde{z}_0 = (60,5;34,0;20,5)$. Os fluxos dos produtos em cada arco seguem na Tabela 5.19.

arco	(i, j)	lim. sup.	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	4	1	0	1
2	(1,3)	2,5	0	1	1
3	(2,3)	3	0	0	0
4	(2,4)	4	2,5	1,5	4
5	(2,5)	8	1	1	2
6	(3,4)	4	0	1	1
7	(4,6)	6	1	1	2
8	(5,4)	5	0	0	0
9	(5,6)	3	0	0	0

Tabela 5.19: Fluxos dos produtos - Capacidade no Lim. Superior

Observa-se que no quarto arco foi utilizado todo o espalhamento, logo a pertinência neste arco é 0, enquanto que nos outros é 1, pois não utilizaram os espalhamentos.

Comparando os custos fuzzy \tilde{z}_1 e \tilde{z}_0 :

$$\tilde{z}_1 = (61,0;29,5;19,5) \implies \tilde{z}_1 = 58,5 \quad e \quad \tilde{z}_0 = (60,5;34,0;20,5) \implies \tilde{z}_0 = 57,125$$

$$\tilde{z}_1 \geq \tilde{z}_0.$$

Portanto, quando a função objetivo alcança o melhor valor possível a menor pertinência nos arcos é 0, para esta solução. Neste valor, a pertinência da função objetivo é definida como 1.

O segundo método proposto (Seção 3.2) efetuou 4 iterações em 0.312s para encontrar a solução que satisfaz, com o maior grau de pertinência, simultaneamente a função objetivo \tilde{z} e as restrições de capacidade dos arcos. Seguem, na Tabela 5.20, os fluxos dos produtos, o custo total para atender a demanda e as pertinências nos arcos para a solução obtida.

A pertinência de \tilde{z} e γ são iguais a 0,7391. A Figura 5.4 ilustra o comportamento de γ , o da pertinência de \tilde{z} e os comportamentos das pertinências das restrições de capacidade dos arcos.

No eixo das abcissas estão as iterações, sendo que zero significa a inicialização do algoritmo. Como era esperado, em todas as iterações, γ é menor ou igual às pertinências.

AF	CO	CAPAG	CIDADE		FLUXO		PERTINÊNCIA	cus	TO FUZZ	Y	CUS	STO FUZZ	Y
Nº	(i ,j)	MODAL	SUPERIOR	P 1	P 2	TOTAL	PERIINENCIA		P 1			P 2	
1	(1,2)	3,0	4,0	0,239	-	0,239	1,0000	2,0	1,0	1,0	3,0	1,0	1,0
2	(1,3)	1,5	2,5	0,761	1,000	1,761	0,7391	3,0	2,0	1,0	5,0	3,0	1,0
3	(2,3)	2,0	3,0	31 <u>=</u>	(4)	-	1,0000	3,0	3,0	2,0	5,0	5,0	3,0
4	(2,4)	2,0	4,0	1,022	1,500	2,522	0,7391	6,0	4,0	2,0	9,0	6,0	3,0
5	(2,5)	7,0	8,0	1,717	1,000	2,717	1,0000	5,0	1,0	1,0	8,0	3,0	3,0
6	(3,4)	3,0	4,0	0,761	1,000	1,761	1,0000	5,0	2,0	1,0	7,0	5,0	3,0
7	(4,6)	4,0	6,0	0,283	1,000	1,283	1,0000	2,0	1,0	1,0	3,0	1,0	1,0
8	(5,4)	4,0	5,0	D-	-	-	1,0000	5,0	4,0	2,0	8,0	6,0	3,0
9	(5,6)	2,0	3,0	0,717	-	0,717	1,0000	3,0	1,0	1,0	5,0	2,0	2,0
			CUS	STO P1				24,0	00	10,0	87	6,52	2
		·	CUS	STO P2				36,5	00	21,0	00	12,5	00
	CUSTO TOTAL							60,5	00	31,0	87	19,0	22
8	PRIMEIRO CRITÉRIO DE COMPARAÇÃO									57,4	84		

Tabela 5.20: Resultados obtidos - Problema 1

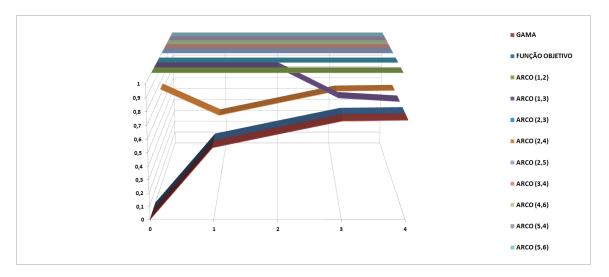


Figura 5.4: Funções de Pertinência e Gama - Problema 1

5.2.2 Problema 2

Considere o problema dado na Seção 5.1.2. As capacidades crisp, dadas na Tabela 5.12 foram relaxadas, ou seja, transformadas em números fuzzy trapezoidais do tipo $(0; 0; m_2; m_2 + \beta)$. Os valores modais (m_2) e os limitantes superiores $(m_2 + \beta)$ seguem na Tabela 5.21.

AR	co	CAPAC	IDADE		FLUXO		DEDTIME STATE	CU:	STO FUZ	ZY	CU:	STO FUZZ	ZY	
Nº	(i,j)	MODAL	SUPERIOR	P 1	P 2	TOTAL	PERTINÊNCIA		P 1			P 2		
1	(1,2)	20,0	23,0		13,47	13,47	1,0000	210,0	20,0	20,0	300,0	10,0	10,0	
2	(1,3)	20,0	23,0	0,02	21,40	21,42	0,5256	280,0	11,0	9,0	270,0	5,5	4,5	
3	(1,6)	40,0	45,0	28,10	-	28,10	1,0000	490,0	27,0	6,0	310,0	13,5	3,0	
4	(1,9)	20,0	23,0	11,42	10,00	21,42	0,5256	190,0	10,0	50,0	255,0	5,0	25,0	
5	(1,10)	30,0	34,0	16,05	9,13	25,18	1,0000	970,0	30,0		950,0	15,0	10,0	
6	(2,3)	20,0	23,0	13,13	3,45	16,57	1,0000	320,0	6,0	7,0	V-00000000 - 60	3,0	3,5	
7	(2,5)	10,0	12,0	5,92	5,03	10,95	0,5256	315,0	15,0	100	260,0	7,5	7,5	
8	(2,9)	10,0	12,0	10,95	-	10,95	0,5256	276,0	30,0	DESCRIPTION OF	266,0	15,0	15,0	
9	(3,4)	2,5	3,5	2,97	_	2,97	0,5256	157,0			257,0	8,5	98,0	
10	(3,5)	10,0	12,0	-	10,95	10,95	0,5256	245,0	18,0	22,0	20100000 00	9,0	11,0	
11	(3,8)		3,5	2,08	0,90	2,97	0,5256	233,0	18,0		243,0	9,0	11,0	
12	(4,5)	2,5 2,5	3,5	-	2,97	2,97	0,5256	91,0	9,0		131,0	4,5	5,5	
13	(4,6)	10,0	12,0		-	-	1,0000	140,0	30,0	17	120,0	15,0	10,0	
14	(4,8)	2,5	3,5	-	2,97	2,97	0,5256	330,0	20,0		310,0	10,0	2,5	
15	(4,11)	2,5	3,5	=	-	-	1,0000	240.0	30,0		250,0	15,0	15,0	
16	(5,6)	30,0	34,0	-	=	(=f)	1,0000	160,0	50,0		560,0	25,0	15,0	
17	(6,7)	20,0	23,0	-:	19,58	19,58	1,0000	284,0	20,0	30,0	274,0	10,0	15,0	
18	(6,11)	10,0	12,0	5,00		5,00	1,0000	267,0	12,0	18,0	247,0	6,0	9,0	
19	(7,8)	2,5	3,5	=	1,13	1,13	1,0000	342,0	12,0		352,0	6,0	6,5	
20	(7,9)	10,0	12,0	-	_	-	1,0000	213,0	10,0		195,0	5,0	10,0	
21	(7,10)	20,0	23,0	-	21,42	21,42	0,5256	156,0	12,0		156,0	6,0	4,0	
22	(7,11)	2,5	3,5	-	S.	-	1,0000	270,0	22,0	18,0		11,0	9,0	
23	(8,9)	2,5	3,5	-	-	10.05	1,0000	247,0	7,0	8,0		3,5	4,0	
24	(9,10)	10,0	12,0	10,95	-	10,95	0,5256 1,0000	142,0	12,0		152,0	6,0	9,0	
25 26	(10,11) (2,1)	10,0 20,0	12,0 23,0	-:			1,0000	210,0	20,0	20,0	150,0 300,0	30,0 10,0	60,0 10,0	
27	(3,1)	20,0	23,0	-	=	•	1,0000	280,0	11,0	9,0		5,5	4,5	
28	(6,1)	40,0	45,0	1000	-	-6	1,0000	490,0	27,0		310,0	13,5	3,0	
29	(9,1)	20,0	23,0	-:	-		1,0000	190,0	10,0		255,0	5,0	25,0	
30	(10,1)	30,0	34,0			<u>141</u>	1,0000	970,0	30,0	20,0		15,0	10,0	
31	(3,2)	20,0	23,0	= 1	-	-	1,0000	320,0	6,0	7,0		3,0	3,5	
32	(5,2)	10,0	12,0	-	_		1,0000	315,0	15,0		260,0	7,5	7,5	
33	(9,2)	10,0	12,0	-	-	(-1)	1,0000	276,0	30,0	30,0	266,0	15,0	15,0	
34	(4,3)	2,5	3,5	-	-		1,0000	157,0		196,0		8,5	98,0	
35	(5,3)	10,0	12,0	=	-	-	1,0000	245,0	18,0	22,0	0.24	9,0	11,0	
36	(8,3)	2,5	3,5	-	=	-	1,0000	233,0	18,0		243,0	9,0	11,0	
37	(5,4)	2,5	3,5	0,92	- 6.07	0,92 10,08	0,9617	91,0	9,0		131,0	4,5	5,5	
38 39	(6,4) (8,4)	10,0 2,5	12,0 3,5	3,10	6,97 -	-	1,0000	140,0	30,0 20,0		120,0 310,0	15,0 10,0	10,0 2,5	
40	(11,4)	2,5	3,5	-	2,97	2,97	0,5256	240,0	30,0		250,0	15,0	15,0	
41	(6,5)	30,0	34,0	-	11,45	11,45	1,0000	160,0	50,0		560,0	25,0	15,0	
42	(7,6)	20,0	23,0	-	-	_	1,0000	284,0	20,0		274,0	10,0	15,0	
43	(11,6)	10,0	12,0	-	8,10	8,10	1,0000	267,0	12,0		247,0	6,0	9,0	
44	(8,7)	2,5	3,5		_	•	1,0000	342,0	12,0		352,0	6,0	6,5	
45	(9,7)	10,0	12,0	6,50	-	6,50	1,0000	213,0	10,0	20,0	195,0	5,0	10,0	
46	(10,7)	20,0	23,0	-			1,0000	156,0	12,0		156,0	6,0	4,0	
47	(11,7)	2,5	3,5	-	2,97	2,97	0,5256	270,0	22,0		272,0	11,0	9,0	
48	(9,8)	2,5	3,5	2,92	=	2,92	0,5767	247,0	7,0		247,0	3,5	4,0	
49	(10,9)	10,0	12,0	-	10.05	10.05	1,0000	142,0	12,0		152,0	6,0	9,0	
50	(11,10)	10,0	12,0	- TO D4	10,95	10,95	0,5256	210,0			150,0	30,0	60,0	
				TO P1				470			317 2712			
				TO P2				465			14	220		
			CUST	O TOTAL	ř			936	550	41	.31	493	17	
		PRIMEIR	RO CRITÉR	IO DE CO	OMPARA	ÇÃO				93	847			

Tabela 5.21: Resultados obtidos - Problema 2

O método proposto realizou 77 iterações em 106,6s. Seguem, na Tabela 5.21, os fluxos dos produtos, o custo total para atender a demanda e as pertinências nos arcos para a solução obtida. A pertinência de \tilde{z} e γ são iguais a 0,5256.

A Figura 5.5 ilustra o comportamento de γ , o da pertinência da função objetivo e os comportamentos das pertinências nos arcos. Para 9 arcos as pertinências se comportaram como γ durante todas as iterações, na legenda são os "Arcos (gama)". Além disso, para 29 arcos as pertinências permaneceram com valor 1 durante todas as iterações, são os "Arcos (pertinência 1)". No eixo das abcissas estão as iterações, sendo que zero significa a inicialização do algoritmo.

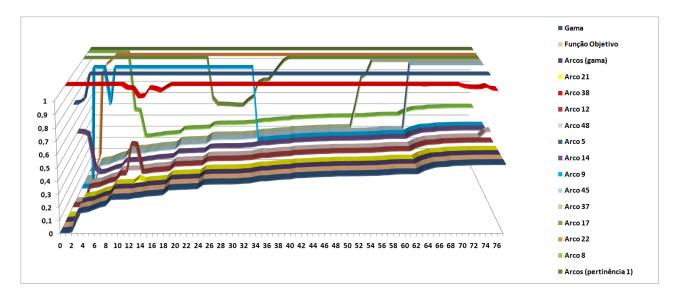


Figura 5.5: Funções de Pertinência e Gama - Problema 2

Como era esperado, em todas as iterações, γ é menor ou igual às pertinências.

5.2.3 Problema 3

Considere o problema dado na Seção 5.1.3. As capacidades *crisp* dos arcos, dadas na Tabela 5.16, foram relaxadas, ou seja, transformadas em números *fuzzy* trapezoidais do tipo $(0;0;m_2;m_2+\beta)$. Os valores modais e os limitantes superiores seguem na Tabela 5.22.

O método proposto realizou 226 iterações em 52,2s. Seguem, na Tabela 5.22, os fluxos dos produtos, o custo total para atender a demanda e as pertinências nos arcos para a solução obtida. A pertinência de \tilde{z} e γ são iguais a 0,6644.

А	RCO	CAPA	CIDADE		FLUXO			CUS	TO FUZ	ZY	CUS	TO FUZ	ZY	
Nº	(i,j)	MODAL	SUPERIOR	P 1	P 2	TOTAL	PERTINÊNCIA		P 1			P 2		
1	(1,3)	75	95	75,63	6,08	81,71	0,6644	33,5	13,5	11,5	30,2	12,2	10,4	
2	(1,4)	45	56	Ŋ a	48,69	48,69	0,6644	34,0	4,0	8,0	30,6	3,6	7,2	
3	(1,5)	93	114		17,56	17,56	1,0000	76,5	10,5	12,5	68,9	9,5	11,3	
4	(1,6)	47	62	24,37	27,66	52,03	0,6644	35,5	7,5	9,5	32,0	6,8	8,6	
5	(2,3)	42	59	15	47,70	47,70	0,6644	58,0	11,0	5,0	52,2	9,9	4,5	
6	(2,4)	85	97	80,00	9,03	89,03	0,6644	18,0	12,0	7,0	16,2	10,8	6,3	
7	(2,5)	53	71	15	19,58	19,58	1,0000	106,5	7,5	5,5	95,9	6,8	5,0	
8	(2,6)	20	31	15	23,69	23,69	0,6644	59,0	1,0	6,0	53,1	0,9	5,4	
9	(3,7)	67	86	50,00	23,38	73,38	0,6644	53,5	11,5	10,5	48,2	10,4	9,5	
10	(3,8)	84	96	17,93	30,41	48,34	1,0000	60,0	8,0	7,0	54,0	7,2	6,3	
11	(3,9)	2	19	7,70	-	7,70	0,6644	39,0	6,0	8,0	35,1	5,4	7,2	
12	(4,7)	68	86	15	21,23	21,23	1,0000	54,5	11,5	9,5	49,1	10,4	8,6	
13	(4,8)	38	53	43,03	-	43,03	0,6644	34,0	11,0	6,0	30,6	9,9	5,4	
14	(4,9)	83	103	12,30	77,42	89,71	0,6644	62,0	4,0	18,0	55,8	3,6	16,2	
15	(4,10)	50	65	20,00	28,38	48,38	1,0000	80,5	4,5	7,5	72,5	4,1	6,8	
16	(4,11)	71	84	74,67	0,69	75,36	0,6644	60,5	7,5	7,5	54,5	6,8	6,8	
17	(5,7)	43	65	-	1,44	1,44	1,0000	75,0	11,0	9,0	67,5	9,9	8,1	
18	(5,9)	30	47	15	35,70	35,70	0,6644	31,5	10,5	7,5	28,4	9,5	6,8	
19	(6,8)	19	35	24,37	-	24,37	0,6644	43,0	5,0	9,0	38,7	4,5	8,1	
20	(6,10)	19	46	-	23,70	23,70	0,8260	88,0	10,0	11,0	79,2	9,0	9,9	
21	(6,11)	68	81	15	27,66	27,66	1,0000	72,5	4,5	8,5	65,3	4,1	7,7	
22	(7,12)	30	48	30,00	6,04	36,04	0,6644	51,5	5,5	10,5	46,4	5,0	9,5	
23	(7,13)	54	70	-	-	-	1,0000	67,5	10,5	4,5	60,8	9,5	4,1	
24	(8,12)	15	33	-	14,06	14,06	1,0000	80,0	1,0	11,0	72,0	0,9	9,9	
25	(8,13)	70	75	65,33	6,35	71,68	0,6644	10,5	4,5	6,5	9,5	4,1	5,9	
26	(9,12)	38	49	-	17,82	17,82	1,0000	64,0	4,0	5,0	57,6	3,6	4,5	
27	(9,13)	86	98	15	65,30	65,30	1,0000	11,5	6,5	13,5	10,4	5,9	12,2	
28	(10,12)	85	102	15	32,08	32,08	1,0000	52,5	10,5	11,5	47,3	9,5	10,4	
29	(10,13)	59	66	16	-	-	1,0000	36,0	6,0	4,0	32,4	5,4	3,6	
30	(11,12)	50	61	le .	-	-	1,0000	91,5	4,5	2,5	82,4	4,1	2,3	
31	(11,13)	90	99	74,67	18,35	93,02	0,6644	6,5	4,5	13,5	5,9	4,1	12,2	
				JSTO P1				210		50		5530		
2				JSTO P2			292	28	8 3973 5749					
				TO TOT				502	36	89		112	79	
<u> </u>	P	RIMEIR	O CRITÉ	RIO DE	COMPA	RAÇÃO				508	308			

Tabela 5.22: Resultados obtidos - Problema 3

Para analisar os dados da Tabela 5.22, serão feitos dois gráficos utilizando os fluxos dos produtos. O primeiro, dado na Figura 5.6, ilustra os fluxos obtidos em cada arco através do primeiro método considerando a capacidade crisp no valor modal (m_2) . Observa-se que alguns arcos estão "cheios", pois os fluxos alcançaram a capacidade permitida. Por exemplo, os arcos 1, 2 e 4 estão cheios, enquanto o terceiro está bem abaixo da capacidade.

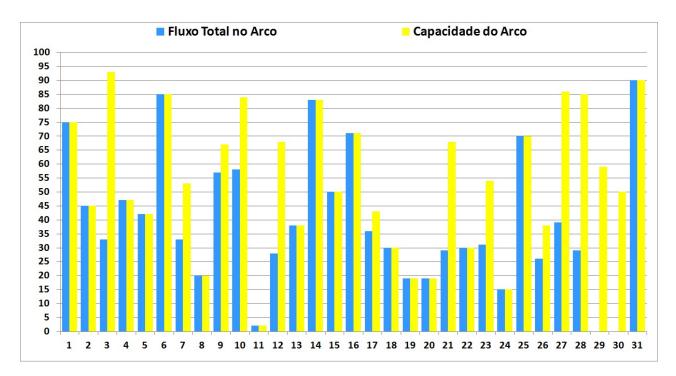


Figura 5.6: Primeiro método - Capacidade no modal e Fluxo

Considerando a capacidade crisp no limitante superior, os fluxos obtidos através do primeiro método, usaram todo o espalhamento em alguns arcos. Significa que a restrição de capacidade foi totalmente violada e a pertinência nestes arcos é 0. A Tabela 5.22 mostra que o método proposto encontrou os fluxos nos arcos cujas pertinências são maiores ou iguais a 0,6644 (valor de γ). Portanto, em nenhum arco foi usado mais que 100-66,44=33,56% do espalhamento. O segundo gráfico dado na Figura 5.7 ilustra os fluxos obtidos de duas formas:

- 1. capacidade fuzzy (segundo método): "Fluxo (Gama)"
- 2. capacidade crisp no limitante superior (primeiro método): "Fluxo (Lim.Superior)"

Observe que nos arcos onde os fluxos usaram todo o espalhamento, por exemplo 2, 5 e 6, passaram a usar no máximo 33,56% do espalhamento. No segundo arco o valor modal (m_2) da capacidade é 45 e o espalhamento é 11, então o fluxo no arco é menor ou igual a

$$45 + 0.3356 \cdot 11 = 48.69$$
.

Verificando na Tabela 5.22, é igual.

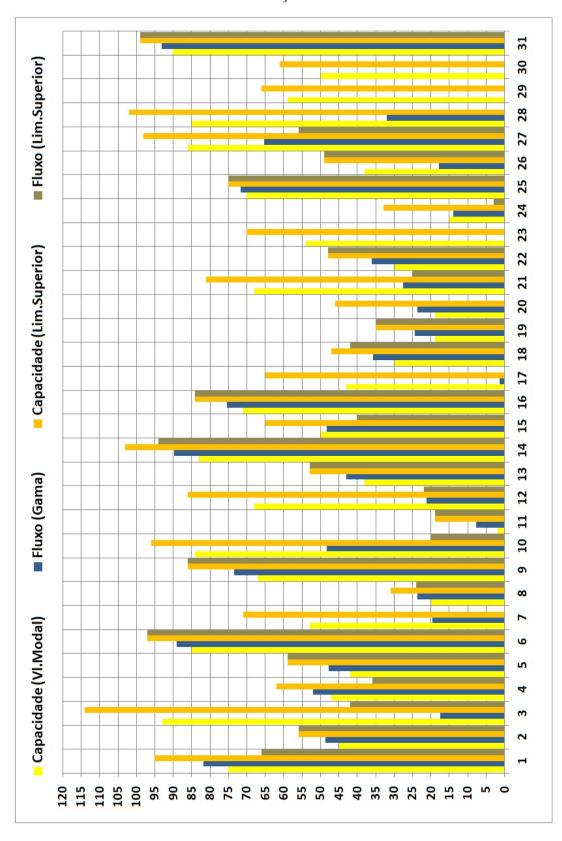


Figura 5.7: Capacidades e Fluxos

A Figura 5.8 ilustra o comportamento de γ , o da pertinência da função objetivo e os comportamentos das pertinências nos arcos. Para 6 arcos as pertinências se comportaram como γ durante todas as iterações, na legenda são os "Arcos (gama)" e para 9 arcos as pertinências permaneceram com valor 1 durante todas as iterações, são os "Arcos (pertinência 1)". No eixo das abcissas estão as iterações, sendo que zero significa a inicialização do algoritmo.

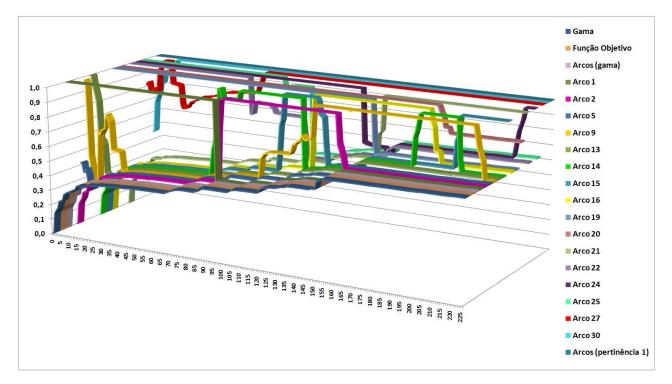


Figura 5.8: Funções de Pertinência e Gama - Problema 3

Observe que em todas as iterações, γ é menor ou igual às pertinências.

5.3 Heurística (Custos e Capacidades *Fuzzy*)

Nesta seção serão resolvidos problemas de fluxo multiproduto fuzzy com incertezas nos custos e nas capacidades utilizando o algoritmo proposto no Capítulo 4.

Como solução serão apresentados: o fluxo de cada produto nos arcos, o custo total (função objetivo \tilde{z}) e a pertinência final, dada pelo valor mínimo das pertinências nos arcos.

5.3. HEURÍSTICA 89

5.3.1 Problema 1

Primeiro será abordado o caso em que a capacidade é *crisp*. Desse modo, considere o problema dado na Seção 5.1.1. O algoritmo encontrou dezenove caminhos mínimos não-dominados com origens nos nós de oferta e destinos nos nós de demanda, sendo dez para o produto 1. Os fluxos dos produtos em cada arco seguem na Tabela 5.23.

arco	(i, j)	capacidade	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	3	0	0	0
2	(1,3)	1,5	1,0000	0,5000	1,5000
3	(2,3)	2	0	1,0000	1,0000
4	(2,4)	2	1,5000	0,5000	2,0000
5	(2,5)	7	1,0000	1,0000	2,0000
6	(3,4)	3	1,0000	1,5000	2,5000
7	(4,6)	4	1,0000	0,5000	1,5000
8	(5,4)	4	0	0	0
9	(5,6)	2	0	0	0

Tabela 5.23: Fluxos dos produtos - Problema 1

O envio de produtos pelos caminhos não-dominados segue na Tabela 5.24.

origem	destino	produto	caminho	quantidade
2	4	p_1	$2 \rightarrow 4$	1,5000
2	5	p_1	$2 \rightarrow 5$	1,0000
1	6	p_1	$1 \to 3 \to 4 \to 6$	1,0000
2	4	p_2	$2 \rightarrow 4$	0,5000
2	4	p_2	$2 \rightarrow 3 \rightarrow 4$	1,0000
2	5	p_2	$2 \rightarrow 5$	1,0000
1	6	p_2	$1 \to 3 \to 4 \to 6$	$0,\!5000$

Tabela 5.24: Envio de produtos - Problema 1

Como o custo do produto 1 é menor que o custo do produto 2, o algoritmo atendeu toda a demanda do produto 1 mas falhou para o produto 2, faltando atender 50% da demanda no nó 6. Sobrou 0,5 de produto 2 no nó 1. Como a capacidade do arco (1,3) foi atingida, o produto 2 deveria ser enviado através do arco (1,2). Isso não aconteceu pois o algoritmo encontrou, para o produto 2, um único caminho não-dominado com origem no nó 1 e destino no nó 6:

$$1 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 6.$$

Para atender a demanda no nó 6, é necessário tomar um caminho dominado. Dentre os caminhos dominados com origem no nó 1 e destino no nó 6, o de menor custo é:

$$1 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 6$$
.

Verificando que é possível enviar 0,5 de produto 2 por este caminho sem violar as restrições de capacidade dos arcos, o custo total é

$$\tilde{z}_H = (63,5000; 36,5000; 22,5000)$$
.

Na Seção 5.1.1 tem-se que o custo total encontrado pelo primeiro método de decomposição foi $\tilde{z}=(61,0000;29,5000;19,5000)$. Pelo critério de comparação segue que

$$\tilde{z}_H > \tilde{z}$$
,

pois

$$\ddot{z}_H = 60 \text{ e } \ddot{z} = 58.8.$$

Portanto, a solução encontrada pelo primeiro método de decomposição é melhor que a encontrada pela heurística.

Agora, as capacidades serão relaxadas, ou seja, serão dadas por números fuzzy trapezoidais. Considere as capacidades fuzzy dadas na Seção 5.2.1. Como será permitido passar um pouco mais de produtos nos arcos "melhores", pode ser que a heurística encontrará uma solução utilizando apenas os caminhos não-dominados. De fato isto ocorreu, a heurística atendeu toda a demanda utilizando sete caminhos mínimos não-dominados; realizou 8 iterações em $0,031\,s$. Os fluxos dos produtos em cada arco, seguem na Tabela 5.25.

arco	(i, j)	capacidade	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	4	0,6667	0	0,6667
2	(1,3)	2,5	0,3333	1,0000	1,3333
3	(2,3)	3	0	0	0
4	(2,4)	4	$2,\!1667$	1,5000	3,6667
5	(2,5)	8	1,0000	1,0000	2,0000
6	(3,4)	4	0,3333	1,0000	1,3333
7	(4,6)	6	1,0000	1,0000	2,0000
8	(5,4)	5	0	0	0
9	(5,6)	3	0	0	0

Tabela 5.25: Fluxos dos produtos - Problema 1 Relaxado

O envio de produtos pelos caminhos não-dominados segue na Tabela 5.26.

5.3. HEURÍSTICA 91

origem	destino	produto	caminho	quantidade
2	4	p_1	$2 \rightarrow 4$	1,5000
2	5	p_1	$2 \rightarrow 5$	1,0000
1	6	p_1	$1 \to 2 \to 4 \to 6$	0,6667
1	6	p_1	$1 \to 3 \to 4 \to 6$	0,3333
2	4	p_2	$2 \rightarrow 4$	1,5000
2	5	p_2	$2 \rightarrow 5$	1,0000
1	6	p_2	$1 \to 3 \to 4 \to 6$	1,0000

Tabela 5.26: Envio de produtos - Problema 1 Relaxado

O custo total foi $\tilde{z}_H=(60,5000;33,6667;20,1667)$. A pertinência final foi 0,1667 referente ao arco (2,4).

Embora a capacidade seja *fuzzy*, os resultados obtidos pela heurística serão comparados com os obtidos pelo primeiro método de decomposição. A heurística busca minimizar o custo *fuzzy* mesmo que as pertinências nos arcos fiquem próximas de zero, por isso não faz sentido comparar com o segundo método de decomposição.

Considerando a capacidade crisp no limitante superior e utilizando o primeiro método de decomposição, o custo total para atender a demanda foi $\tilde{z} = (60,5;34,0;20,5)$. O método de decomposição realizou 5 iterações em 0,157s. Os fluxos dos produtos em cada arco seguem na Tabela 5.27.

arco	(i, j)	lim. sup.	fluxo de p_1	fluxo de p_2	fluxo total
1	(1,2)	4	1	0	1
2	(1,3)	2,5	0	1	1
3	(2,3)	3	0	0	0
4	(2,4)	4	2,5	1,5	4
5	(2,5)	8	1	1	2
6	(3,4)	4	0	1	1
7	(4,6)	6	1	1	2
8	(5,4)	5	0	0	0
9	(5,6)	3	0	0	0

Tabela 5.27: Fluxos dos produtos - Primeiro Método

Observa-se que no quarto arco foi utilizado todo o espalhamento, logo a pertinência neste arco é 0, enquanto que nos outros é 1, pois não utilizaram os espalhamentos.

Pelo critério de comparação, $\tilde{z}_H = \tilde{z}$, pois $\tilde{z}_H = \tilde{z} = 57,125$. Portanto, os dois métodos

encontraram soluções diferentes com custos fuzzy considerados iguais. Entretanto, analisando a pertinência final e o tempo de processamento, a heurística superou o método de decomposição.

5.3.2 Problema 2

Considere o problema dado na Seção 5.2.2. O algoritmo encontrou quarenta e seis caminhos mínimos não-dominados com origens nos nós de oferta e destinos nos nós de demanda, sendo vinte e dois para o produto 1.

O algoritmo não atendeu a demanda para os dois produtos. Para o produto 1 faltou atender 50% da demanda no nó 4, 30% no nó 8, 55% no nó 10 e 100% no nó 11; sobrou produto 1 tanto no nó 1 quanto no 2. Para o produto 2 faltou atender 82% da demanda no nó 5, 30% no nó 8 e 27% no nó 10; sobrou produto 2 nos nós 1 e 11.

Os caminhos mínimos não-dominados não foram suficientes para atender a demanda. É necessário encontrar caminhos mínimos dominados com origens nos nós onde sobraram produtos e destinos onde faltaram.

A heurística também falhou quando foi considerado o problema dado na Seção 5.2.3.

Quando os caminhos mínimos não-dominados são suficientes para atender a demanda, a heurística supera o primeiro método de decomposição no tempo de processamento. Para mostrar isto considere as novas ofertas e demandas dadas na Tabela 5.28.

	produto p_1		produto p_2	
nó	oferta	demanda	oferta	demanda
1	13,6	0	0	7
3	0	3,1	0	0
5	0	0	0	3,4
6	0	6,5	0	0
10	0	0	0	8,5
11	0	4	18,9	0

Tabela 5.28: Oferta e demanda - Problema 2

Agora o algoritmo encontrou três caminhos mínimos não-dominados para o produto 1 e quatro para o produto 2. A demanda foi atendida utilizando seis caminhos. O tempo de processamento foi 0.141s e o custo total foi $\tilde{z}_H = (12690; 995; 1483)$. A pertinência final foi 0.1 referente aos arcos (4,5) e (11,4). O envio de produtos pelos caminhos não-dominados segue

5.3. HEURÍSTICA 93

na Tabela 5.29.

origem	destino	produto	caminho	quantidade
1	3	p_1	$1 \rightarrow 3$	3,1
1	6	p_1	$1 \rightarrow 6$	6,5
1	11	p_1	$1 \rightarrow 9 \rightarrow 10 \rightarrow 11$	4,0
11	1	p_2	$11 \rightarrow 6 \rightarrow 1$	7,0
11	5	p_2	$11 \to 4 \to 5$	3,4
11	10	p_2	$11 \rightarrow 10$	8,5

Tabela 5.29: Envio de produtos - Problema 2

Considerando a capacidade crisp no limitante superior e utilizando o primeiro método de decomposição, o custo total para atender a demanda foi $\tilde{z} = (12690; 995; 1483)$. O algoritmo realizou 15 iterações em 2,281s. Tanto o custo total quanto os fluxos dos produtos em cada arco foram iguais aos da heurística.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou três métodos para tratar o problema de fluxo multiproduto com incertezas nos parâmetros, custos e capacidades. O primeiro método abordou incertezas somente nos custos, enquanto que os demais abordaram incertezas nos dois parâmetros, custos e capacidades. Com o uso da teoria fuzzy para tratar as incertezas foi possível trabalhar com o problema na forma fuzzy durante o procedimento de resolução. Com exceção do terceiro, os demais métodos propostos neste trabalho, não se limitam a resolver problemas de fluxo multiproduto fuzzy, podem resolver qualquer problema de programação linear fuzzy que apresenta uma estrutura especial em uma parte do conjunto das restrições. Um possível trabalho futuro é aplicar os algoritmos em problemas reais de alocação de recursos escassos entre atividades concorrentes.

A análise dos resultados computacionais comprovou a eficiência dos dois primeiros métodos propostos, os quais utilizam técnicas de decomposição.

Considerando incertezas somente nos custos o primeiro método encontrou as soluções ótimas para todos os problemas. Através do critério de comparação entre números fuzzy as soluções ótimas obtidas pelo primeiro método de decomposição foram comparadas com as obtidas pelo MatLab (função linprog) considerando o valor modal dos custos fuzzy. Em todos os testes a solução ótima do problema fuzzy encontrada pelo método de decomposição foi melhor ou igual à solução ótima do problema crisp encontrada pelo MatLab. Mantendo os valores modais dos custos fuzzy e alterando apenas os espalhamentos em alguns arcos, o primeiro método teve um ótimo desempenho obtendo uma solução melhor que a anterior e melhor que a obtida pelo MatLab considerando o problema crisp.

Com a introdução de incertezas nas capacidades o segundo método teve um ótimo de-

sempenho em todos os testes, encontrando uma solução que satisfaz, com o maior grau de pertinência, simultaneamente a função objetivo e as restrições de capacidade dos arcos para cada um dos problemas.

A heurística proposta neste trabalho falhou em dois dos três problemas utilizados nos dois primeiros métodos. Isto ocorreu porque os caminhos mínimos não-dominados encontrados na primeira etapa do algoritmo não foram suficientes para atender a demanda. Neste caso, seria necessário utilizar caminhos mínimos dominados com origens nos nós onde sobraram produtos e destinos onde faltaram. Um possível trabalho futuro é incorporar ao algoritmo uma estratégia para encontrar estes caminhos utilizando algoritmos bio-inspirados, por exemplo o algoritmo ACO (Ant Colony Optimization), conhecido como otimização por colônia de formigas. Para o problema no qual os caminhos mínimos não-dominados foram suficientes para atender a demanda a heurística superou o primeiro método de decomposição, pois encontrou uma solução ótima gastando um tempo de processamento cinco vezes menor. Para comprovação, os dados de um dos problemas em que a heurística falhou foram alterados. O primeiro método de decomposição também foi utilizado para resolver este novo problema. Comparando os resultados, a heurística encontrou a mesma solução que o método de decomposição em um tempo dezesseis vezes menor.

Referências Bibliográficas

- [1] M.S. Bazaraa, J.J. Jarvis, H.D. Sherali, "Linear Programming and Network Flows", John Wiley & Sons, New Jersey, 2005. 2, 5, 8, 9, 12, 23, 27, 45
- [2] R.E. Bellman, On a routing problem, Quarterly Applied Mathematics, 16, No. 1 (1958), 87-90. 61
- [3] D. Bertsimas, J.N. Tsitsiklis, "Introduction to Linear Optimization", Athena Scientific: Dynamic Ideas, Belmont, MA, 1997. 2, 5, 27
- [4] D. Dubois, H. Prade, "Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications", Academic Press, New York, 1980. 1, 15, 19
- [5] L.R. Ford, D.R. Fulkerson, "Flows in networks", Princeton University Press, New Jersey, 1962. 1
- [6] M. Ghatee, S.M. Hashemi, Some concepts of the fuzzy multicommodity flow problem and their application in fuzzy network design, *Mathematical and Computer Modelling*, 49 (2009), 1030-1043. 2, 65, 76, 77
- [7] F. Hernandes, "Algoritmos para Problemas de Grafos com Incertezas", Tese de doutorado, FEEC, UNICAMP, Campinas, SP, 2007. 2, 61
- [8] T.C. Hu, Multicommodity network flows, Operations Research, 11 (1962), 344-360. 1
- [9] A. Kaufmann, M.M. Gupta, "Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science", North Holland, Amsterdam, 1988. 1, 19
- [10] G. Klir, B. Yuan, "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications", Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1995. 1, 15

- [11] T. Larsson, D. Yuan, An augmented lagrangian algorithm for large scale multicommodity routing, *Computational Optimization and Applications*, **27**, (2004), 187-215. 1
- [12] S.H. Nasseri, E. Ardil, Simplex Method for Fuzzy Variable Linear Programming Problems, World Academy of Science, Engineering and Technology, 8 (2005), 198-202. 20
- [13] S. Okada, T. Soper, A shortest path problem on a network with fuzzy arc lengths, *Fuzzy Sets and Systems*, **109** (2000), 129-140. 2, 19, 61
- [14] S. Okada, Fuzzy shortest path problems incorporating interactivity among paths, Fuzzy Sets and Systems, 142, No. 3 (2004), 335-357. 2, 19, 61
- [15] W. Pedrycz, F. Gomide, "Fuzzy Systems Engineering Toward Human-Centric Computing", John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2007. 1, 15, 17
- [16] L.G. Tan, M.C. Sinclair, Wavelength assignment between the central nodes of the cost239 european optical network, em "11th UK Performance Engineering Workshop", 235-247, Liverpool, 1995. 65, 72
- [17] J. Verga, J.R. Ciappina, A. Yamakami, Algoritmo para a Resolução do Problema de Fluxo Multiproduto Fuzzy, Anais do "XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional", Porto Seguro, BA, 2009. 2, 61
- [18] L. Zadeh, Fuzzy sets, Journal of Information and Control, 8 (1965), 338-353. 2
- [19] L. Zadeh, Fuzzy sets as a theory of possibility, Journal of Fuzzy Sets and Systems, 1 (1978),
 3-28. 1, 15
- [20] H.-J. Zimmermann, "Fuzzy Set Theory and its applications", Kluwer Academic Publishers, Boston, 1996. 1, 2, 15, 27, 49