Programação por Metas Binária-Mista Aplicada no Processo de Orçamento de Capital

RESUMO

Aneirson Francisco da Silva - aneirson@gmail.com
Fernando Augusto Silva Marins - fmarins@feg.unesp.br
Francisco Alexandre de Oliveira- faoliveirabr@yahoo.com
José Roberto Dale Luche- dluche@gmail.com
Faculdade de Engenharia – Campus de Guaratinguetá - UNESP
Av. Ariberto Pereira da Cunha, 333 – 12516-410 – Guaratinguetá – SP
Rafael de Carvalho Miranda- mirandaprod@yahoo.com.br
Paulo Rotela Júnior- paulo.rotela@gmail.com
Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303, Bairro Pinheirinho, Itajubá - MG

Resumo

A Programação por Metas, ou *Goal Programming* (GP), é uma abordagem analítica que vem sendo empregada na solução de complexos problemas de decisão. Deste modo, realiza-se uma análise de viabilidade aplicada ao processo de orçamento de capital utilizando a Programação por Metas Binária–Mista, ou *Mixed-Binary Goal Program*ming (MBGP). Este trabalho compara os resultados de Abensur (2012) com o modelo MBGP, sendo a modelagem e otimização feita pelo *software* GAMS na versão 23.6.5 utilizando os *solvers* CONOPT, DICOPT e CPLEX. Os resutlados oriundos do modelo MBGP proporcionaram um aumento do índice de lucratividade e, a redução do *payback* e do orçamento disponível.
Palavras-chave: GP; MBGP; Orçamento de Capital; GAMS.

Abstract

The Goal Programming (GP), is an analytical approach that is being employed in solving complex decision problems. Thus, we make an analysis of the feasibility applied to capital budgeting by using Mixed-Binary Goal Programming (MBGP) process. This paper compares the results of Abensur (2012) with MBGP model, and the modeling and optimization done by GAMS software version 23.6.5 using the CONOPT, DICOPT and CPLEX solvers. The original results from MBGP model provided an index increase profitability and reduce the payback and the available budget.
Keywords: GP; MBGP; Capital Budget; GAMS.

1. Introdução

Em complexos problemas industriais, a tomada de decisão geralmente envolve informações imprecisas ou incompletas e múltiplos agentes de decisão. Entende-se por isso, que na otimização destes problemas há múltiplos objetivos (DEB, 2001).

A Programação por Metas (*Goal Programming* - GP) é um método da Pesquisa Operacional (PO), que permite a modelagem e a busca de soluções para problemas Multiobjetivos (SILVA e MARINS, 2014). Deste modo, problemas de seleção de projetos de investimento envolvem múltiplos objetivos conflitantes. Conforme Brigham, Gapenski e Ehrhardt (2001), existem várias maneiras de selecionar o conjunto de melhores projetos, os métodos tradicionais de avaliação dos investimentos são:

- **Método valor presente líquido** – VPL: permite comparar investimentos iniciais com retornos futuros, quando o VPL for positivo, significa que o capital investido será recuperado.
- **Método da taxa interna de retorno** – TIR: é a taxa de desconto que iguala os fluxos de entradas com os fluxos de saídas de um investimento. Para análise de viabilidade dos projetos, o valor da TIR deve ser maior ou igual a taxa mínima de atratividade (TMA).
- **Método *payback*:** analisa o prazo de recuperação do capital investido, o período necessário para que determinado investimento seja pago.
- **Método do índice de lucratividade –** IL: razão entre o valor presente das entradas líquidas de caixa do projeto e o investimento inicial.

A restrição orçamentária limita as decisões no que diz respeito à seleção de projetos de investimento. Desta forma, se faz necessário o emprego de técnicas de otimização para obter a alocação ótima destes recursos econômico-financeiro (ABENSUR, 2012).

O objetivo geral desta pesquisa foi aplicar um modelo de otimização multiobjetivo no problema de orçamento de capital.

E como objetivos específicos:

- Utilizar um modelo de Programação por Metas Binária-Mista para avaliar o problema de orçamento de capital.
- Comparar os resultados do modelo proposto com os resultados obtidos por (ABENSUR, 2012).

Segundo Bertrand e Fransoo (2002), a pesquisa pode ser classificada como sendo uma pesquisa aplicada, pois proporciona contribuições para a literatura atual, tendo objetivo empírico normativo, pois o modelo visa compreender políticas e estratégias que possibilite ações que melhorem uma situação atual. A forma de abordar o problema é quantitativa, sendo o método de pesquisa a modelagem.

Este artigo está organizado em 6 seções. A seção 2 descreve brevemente o embasamento teórico em programação por metas e a seção 3 em Programação por Metas Binária-Mista. A seção 4 trata a descrição do problema. A seção 5 apresenta a modelagem do problema e a seção 6 contempla a conclusão e recomendações para futuras pesquisas, sendo seguida das referências bibliográficas.

2. Programação por metas – *Goal Programming*

Destaca-se que, conforme Yaghoobi e Tamiz (2007), Romero (2004), Jamalnia e Soukhakian (2009), Caballero *et al*. (2009), Silva, Marins e Montevechi (2013) e Silva e Marins (2014), que os três tipos de modelos de GP determinística mais utilizados são:

- Programação por Metas Ponderada (*Weighted Goal Programming* - WGP): foi a primeira proposta desenvolvida por Charnes e Cooper (1961), em que se atribuem pesos para as variáveis desvios (para mais ou para menos) com relação às metas estabelecidas para os objetivos;

- **Programação por Metas com Priorização** (*Lexicographic Goal Programming* - LGP): também conhecida por *Preemptive Goal Programming,* sendo os objetivos são ordenados de acordo com sua importância a partir de uma priorização feita pelos decisores;

Programação por Metas Minmax (Minmax *Goal Programming* – Minmax GP): aqui se trabalha com as funções de realização que consideram a soma das variáveis desvios.

Passa-se, na sequência, a apresentar e comentar cada um destes modelos da GP determinística.

2.1 Programação por metas ponderada – WGP

Nos modelos WGP as variáveis de desvio apresentam hierarquias equivalentes, sendo a atribuição de pesos que distinguirá os objetivos mais importantes. Os decisores precisam estimar os pesos de forma que grande parte dos objetivos sejam satisfeitos. Na WGP pode ocorrer certo subjetivismo na estimação destes pesos, um método que tem sido adotado em várias oportunidades para a priorização de objetivos é o *Analytic Hierarchy Process* – AHP proposto por (Saaty, 1977).

Segundo Martel e Aouni (1998), o modelo original WGP, criado por Charnes e Cooper (1961), pode ser descrito pelas expressões de (1) - (4):

$$Min\ Z = \sum_{i=1}^{n} (\alpha_i^+ d_i^+ + \alpha_i^- d_i^-) \tag{1}$$

s.a: $f_i(x) - d_i^+ + d_i^- = g_i, \quad i = 1,2,\ldots,n.$ (2)

$$Ax \le c \tag{3}$$

$$x_i,\ d_i^+,\ d_i^- \ \ge\ 0, d_i^+ . d_i^- = 0, \quad i = 1,2,\ldots,n. \tag{4}$$

Sendo $f_i\ (x)$ as múltiplas funções objetivo, x o vetor das variáveis de decisão do modelo x_i; $d_i^+\ e\ d_i^-$ as variáveis auxiliares de desvio para mais e para menos na realização da meta g_i associada a cada função objetivo i; $\alpha_i^+\ e\ \alpha_i^-$ são os pesos atribuídos, respectivamente, às variáveis auxiliares de desvio $d_i^+\ e\ d_i^-$; *Ax e* c, respectivamente, a matriz dos coeficientes do lado esquerdo das variáveis e o vetor de constantes do lado direito nas restrições rígidas do modelo original (SILVA, MARINS e MONTEVECHI, 2013). Observa-se que, pela restrição (4), o produto das variáveis de desvio deve ser zero, ou seja, apenas uma delas pode ter valor diferente de zero, mas tal condição já é satisfeita nos modelos lineares (SILVA e MARINS, 2014).

Outro fato que merece destaque é a possibilidade de existir incomensurabilidade (diferentes unidades de medida) entre os objetivos. Tal situação pode ser contornada, conforme citado por Tamiz, Jones e El-Darzi (1995), com o uso de métodos de normalização, como, por exemplo, a normalização euclidiana e a percentagem normalizada, descrita no trabalho de Ahern e Anandarajah (2007).

2.2 Programação por metas com priorização – LPG

Na LGP a cada objetivo é atribuído *a priori* pelo decisor um nível de prioridade, realizando assim, uma otimização sequencial. De acordo com Chang (2007), o modelo matemático da LGP pode ser expresso por (5) - (8):

$$Lex\ Min\left(\sum_{i\in h_1}(\alpha_i d_i^+ + \beta_i d_i^-),\ldots,\sum_{i\in h_r}(\alpha_i d_i^+ + \beta_i d_i^-),\ldots,\sum_{i\in h_Q}(\alpha_i d_i^+ + \beta_i d_i^-)\right) \tag{5}$$

$$\text{s.a: } f_i(X) - d_i^+ + d_i^- = g_i,\quad i = 1,2,\ldots,n,\quad i\in h_r\ com\ r = 1,2,\ldots,Q \tag{6}$$

$$d_i^+ . d_i^- = 0,\ i = 1,2,\ldots,n \tag{7}$$

$$X\in F\ \ (F \text{ é um conjunto viável de soluções}),\ d_i^+,\ d_i^- \geq 0\ ,\quad i = 1,2,\ldots,n \tag{8}$$

Sendo f_i e g_i, respectivamente, a *i-ésima* função-objetivo e a *i-ésima* meta do modelo original; h_r a hierarquia estabelecida para as funções-objetivos, alocadas ao *r-ésimo* nível de prioridade; d_i^+ = Max (0, $f_i(X)$ - g_i) e d_i^- = Max (0, g_i - $f_i(X)$), os desvios para mais e para menos no alcance da meta do *i-ésimo* objetivo; α_i e β_i são os pesos associados aos desvios (variáveis auxiliares), respectivamente para mais ou para menos, dos valores das metas; e demais variáveis sendo análogas as do modelo WGP.

2.3 Programação por metas *Minmax* – *Minmax* GP

Segundo Silva e Marins (2014), em muitos problemas de decisão há uma série de objetivos para os quais é difícil o estabelecimento de metas, adota-se o *Minmax* GP para identificar os intervalos aos quais estes objetivos possam variar entre valores mínimos e valores máximos.

A formulação geral do modelo, segundo Romero (2004), pode ser expressa por (9) - (12), nas quais algumas variáveis e parâmetros são semelhantes aos dos modelos anteriores:

$$Min D \tag{9}$$

$$\left(\alpha_i d_i^- + \beta_i d_i^+\right) - D \leq 0 \tag{10}$$

$$\text{s.a: } f_i(x) + d_i^- - d_i^+ = g_i,\quad i = 1,2,\ldots,n. \tag{11}$$

$$x\in F,\ d_i^- \geq 0,\ d_i^+, d_i^- \geq 0, d_i^+ . d_i^- = 0,\quad i = 1,2,\ldots,n. \tag{12}$$

Quanto mais próximo de zero estiver o valor de D melhor, pois significa que a maioria dos objetivos estabelecidos foi atendida plenamente. Conforme as expressões (9) - (12), o modelo *Minmax* GP fornece uma solução que dá a máxima importância para o objetivo mais deslocado em relação à sua meta, gerando uma solução mais equilibrada na satisfação dos diferentes objetivos (ROMERO, 2001).

3. Programação por metas binária-mista

Chang (2000) apresentou o modelo Metas Binária–Mista, ou *Mixed-Binary Goal Programming* (MBGP) com o intuito de resolver problemas de decisões em que alguns dos objetivos podem ser cumpridos e outros, eventualmente não.

Neste caso há necessidade de serem incorporadas no modelo variáveis binárias que representem esta possibilidade de cumprir ou não um dado objetivo. O modelo MBGP (que é não linear) é expresso por (13) - (17):

$$Min \sum_{i=1}^{n}\left(d_i^+ + d_i^-\right) y_i \tag{13}$$

$$\text{s.a: } (f_i(x) - g_i)y_i = d_i^+ - d_i^-, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{14}$$

$$d_i^+, d_i^- \geq 0 \text{ , } y_i \in \{0,1\}, \ i = 1,2,\ldots,n \tag{15}$$

$$y_i \in R_i \text{ , } \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{16}$$

$$X \in F \text{ sendo } F \text{ o conjunto viável de soluções.} \tag{17}$$

Sendo y_i a variável de controle binária para *i-ésimo* objetivo e R_i o seu domínio que está associado a quantidade de metas que os gestores desejam satisfazer plenamente.

Dada à dificuldade inerente de se tratar modelos não lineares (ver restrição (14)) e com variáveis binárias, Chang (2000) propôs um modelo linear dado por (18) - (29) como alternativa:

$$Min \sum_{i=1}^{n} z_i^+ + z_i^- \tag{18}$$

$$\text{s.a: } h_i(X) - k_i = d_i^+ - d_i^-, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{19}$$

$$d_i^+ + (y_i - 1)M \leq z_i^+ \leq (1 - y_i)M + d_i^+, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{20}$$

$$z_i^+ \leq y_i M, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{21}$$

$$d_i^- + (y_i - 1)M \leq z_i^- \leq (1 - y_i)M + d_i^-, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{22}$$

$$z_i^- \leq y_i M, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{23}$$

$$f_i(X) + (y_i - 1)M \leq h_i(X) \leq (1 - y_i)M + f_i(X), \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{24}$$

$$h_i(X) \leq y_i M, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{25}$$

$$k_i = g_i y_i, \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{26}$$

$$y_i \in R_i \quad i = 1,2,\ldots,n \tag{27}$$

$$X \in F \text{ (F é um conjunto de soluções viáveis)} \tag{28}$$

$$d_i^+, d_i^-, z_i^+, z_i^- \geq 0, d_i^+ d_i^- = 0, \quad (i = 1,2,\ldots,n) \tag{29}$$

Sendo M um valor suficientemente grande (BIG-M) e z_i^+, z_i^- são variáveis auxiliares, e h_i (X)= f_i(X)y_i.

4. Descrição do problema

Neste trabalho o modelo MBGP aplicou-se ao processo de orçamento de capital. As etapas desta pesquisa serão apresentadas na Figura 1 e comentadas a seguir:

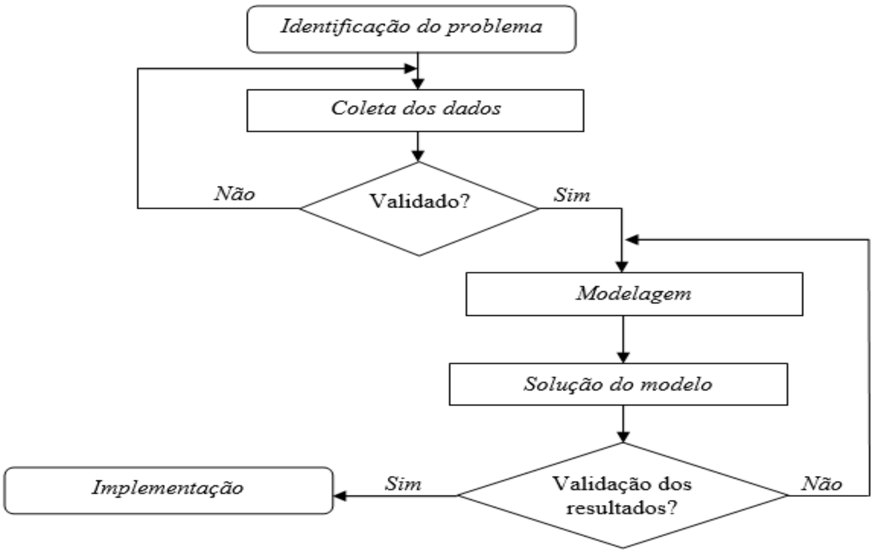

Figura 1- Etapas da pesquisa. Fonte: Silva, Marins e Montevechi (2013).

- **Identificação do problema** – O problema escolhido utilizará da GP binária-mista para auxiliar as decisões vinculadas ao orçamento de capital, desenvolvendo formas de como selecionar os projetos de investimento.

- **Coleta de dados** – Utilizou-se para a coleta de dados o artigo de Abensur (2012). O modelo proposto incorpora o índice de lucratividade (IL) como medida de rentabilidade considerada a mais apropriada para as comparações. Além de incluir a medida de liquidez do *payback* descontado (PBD) e a medida de risco (GAFT) criada para avaliação dos projetos de investimentos.

Tabela 1 – Projetos analisados e seus respectivos indicadores de rentabilidade, risco e liquidez.

Grupo	Projeto	DI (R$)	TMA (% aa)	N (anos)	VPL (R$)	IL (%)	MTIR³ (%)	PBD (anos)	GAFT (%)
A	1	1.000	10	4	39	3,91	11,06	2,90	15,57
	2	1.000	10	4	53	5,35	11,44	4,70	19,32
B	3	1.000	12	4	58	5,80	13,59	4,60	20,06
	4	1.000	12	4	39	3,99	13,10	3,70	15,88
C	5	22.000	12	6	3.860	17,55	15,06	5,30	33,58
	6	17.500	12	6	3.057	17,47	15,05	5,30	33,49
D	7	10.000	12	5	814	8,14	13,77	5,10	22,41
	8	25.000	12	5	1.675	6,70	13,46	5,10	20,77
E	9	300.000	9	5	-43.883	-14,43	5,66	20,00	8,29
	10	120.000	9	5	253.406	211,17	36,78	2,40	250,13
F	11	68.000	10	10	84.385	124,10	19,24	4,20	156,74
	12	28.000	10	5	44.783	159,94	33,16	2,70	193,09
G	13	5.000	8	4	701	14,03	11,60	4,60	28,13

Grupo	Projeto	DI (R$)	TMA (% aa)	N (anos)	VPL (R$)	IL (%)	MTIR³ (%)	PBD (anos)	GAFT (%)
	14	10.000	8	3	970	9,70	11,39	3,80	22,59
	15	10.000	8	4	3.248	32,49	15,87	3,80	48,29
	16	12.000	8	3	885	7,38	10,59	3,70	19,80
	17	8.000	8	2	2.699	33,74	24,90	2,50	48,71
	18	5.000	8	2	-216	-4,32	5,64	10,00	6,64
	19	6.000	8	4	2.153	35,89	16,60	3,90	52,31
H	20	100	10	2	38	38,84	29,61	2,40	54,75
	21	80	10	2	32	41,01	30,62	2,40	57,17
I	22	100	10	2	17	17,36	19,16	2,80	31,22
	23	100	10	2	16	16,74	18,85	2,40	29,81
J	24	480	9	7	170	35,46	13,83	5,90	53,90
	25	620	9	7	92	14,97	11,19	6,80	30,59
	26	750	9	7	192	25,60	12,61	6,30	42,67
K	27	10	10	2	21	214,05	94,94	0,60	248,97
	28	5	10	2	16	321,49	125,83	2,00	371,05
	29	5	10	2	11	238,84	102,48	2,00	278,52
L	30	5.000	10	5	1.338	26,76	15,34	4,50	42,93
	31	8.000	10	10	1.794	22,43	12,35	6,90	40,26
M	32	1.500	10	5	-610	-40,68	2,16	10,00	35,37
	33	1.500	10	5	766	51,07	19,46	5,20	72,63
	34	1.500	10	5	796	53,09	19,78	5,20	74,33
	35	1.500	10	5	779	51,95	19,60	4,40	72,06
N	36	85.000	20	4	18.549	21,82	26,07	3,90	38,92
	37	150.000	20	4	51.921	34,61	29,26	3,60	53,51
	38	250.000	20	4	87.577	35,03	29,36	4,50	58,03
	39	378.000	20	4	19.337	5,12	21,51	4,10	18,52
O	40	100.000	10	5	84.337	84,34	16,94	5,20	111,19
	41	70.000	10	5	52.891	75,56	16,37	5,50	101,13
P	42	80.000	10	5	-9.339	-11,67	7,30	10,00	5,41
	43	20.000	15	7	2.399	12,00	16,88	6,50	29,07
	44	500	20	10	128	25,70	22,78	7,00	47,23
	45	200	20	10	219	109,62	29,22	3,82	145,39
Total:	45	1.805.450			672.213	2271			3160

Grupo	Projeto	DI (R$)	TMA (% aa)	N (anos)	VPL (R$)	IL (%)	MTIR[3] (%)	PBD (anos)	GAFT (%)
Mín:		5	8	2	-43.883	-40,68	2,16	0,60	5,41
Máx:		378.000	20	10	253.406	321,49	125,83	20,00	371,05

Fonte: Abensur (2012).

Segundo Abensur (2012), as restrições são divididas em: (i) um grupo tradicional de relações mutuamente excludentes, e dependência dos projetos; (ii) uma também tradicional relação de controle do orçamento previsto para os projetos (limite de investimento); e (iii) em relações extras que garantam que os projetos da solução ótima, tenham, respectivamente, MTIR superior a TMA, IL superior a 1 e PBD inferior ou igual à vida útil.

Devem-se considerar as premissas a seguir:

1. Todos os projetos começam suas atividades na mesma data inicial;
2. Os grupos de projetos são independentes entre si;
3. Há grupos com projetos mutuamente excludentes;
4. Há projetos independentes;
5. Há projetos com relação de dependência.

A restrição de orçamento de capital ocorre uma única vez na data inicial de análise dos projetos, e assumiu-se, no 2º estágio do modelo, o mesmo peso (α) para todos os componentes da função objetivo.

- **Modelagem** – a modelagem foi feita por meio do *software* GAMS na versão 23.6.5, utilizando o *Solvers CPLEX, CONOPT, DICOPT.*

- **Solução do modelo** – Utilizou-se a da programação por metas binária-mista, para resolver o modelo proposto.

- **Validação dos resultados** – compararam-se os resultados oriundos do modelo MBGP proposto neste trabalho, com os do trabalho de Abensur (2012), havendo melhorias em todas as repostas.

- **Implementação** – Foge do escopo deste artigo.

5. Modelagem e descrição do problema

Este capítulo comtemplará o desenvolvimento do modelo matemático:

Índices e Conjuntos:

i projetos $i \in I$, I={1,2,...,45}.

Parâmetros:

a_i desembolso inicial do projeto *i;*

b_i taxa mínima de atratividade do projeto *i;*

c_i valor presente liquido do projeto *i;*

d_i índice de liquidez do projeto *i;*

e_i taxa interna de retorno modificada do projeto *i;*

f_i *payback* descontado do projeto *i;*

g_i grau de alavancagem do projeto *i;*

h_i vida útil do projeto *i.*

Variáveis:

x_i seleção do projeto *i*.

Modelo matemático:

$$Min\ Z = \sum_{i=1}^{n} \left(d_i^+ + d_i^-\right) y_i \tag{30}$$

$$\text{s.a} \sum_{i \in I} x_i a_i \leq 450.000 \tag{31}$$

$$\sum_{i \in I} x_i e_i \geq \sum_{i \in I} x_i b_i \tag{32}$$

$$\left(\sum_{i \in I} x_i d_i - 855\right) y_1 = d_1^+ - d_1^- \tag{33}$$

$$\left(\sum_{i \in I} x_i f_i - \sum_{i \in I} x_i h_i - 4\right) y_2 = d_2^+ - d_2^- \tag{34}$$

$$-x32 - x34 + x42 \leq 1 \tag{35}$$

$$\sum_{i=13}^{19} x_i + \sum_{i=32}^{35} x_i \leq 1 \tag{36}$$

$$\left(\sum_{i \in I} x_i g_i - 1.032\right) y_3 = d_3^+ - d_3^- \tag{37}$$

$$x_i \in \{0, 1\},\ y_i \in \{0,1\},\ d_i^+ \geq 0, d_i^- \geq 0, d_i^+ . d_i^- = 0, \quad \forall i \in I \tag{38}$$

Sendo a equação (30) a função objetivo, que visa à minimização das variáveis auxiliares de desvio que estão vinculadas a cada objetivo. A inequação (31) diz respeito à restrição orçamentária. A inequação (32) demonstra que a taxa interna de retorno modificada total deve ser maior ou igual à taxa mínima de atratividade total. Já a equação (33) evidencia o objetivo de maximização da liquidez, tendo como meta o valor de 855,00 reais. Já a equação (34) representa o objetivo de minimização do *payback*, sendo a meta o valor de 4 anos. A inequação (35) contempla à restrição de contingência. E a inequeção (36) relaciona a restrição de projetos mutuamente excludentes, ou seja, dos projetos 13 a 19 mais os projetos 32 a 35, no máximo 1 deve ser escolhido. A equação (37) diz respeito ao objetivo maximização do grau de alavancagem financeira total, sendo a meta o valor de 1.032,00 reais. Já a equação (38) aborda o domínio das variáveis, sendo que as variável x_i e a variável y_i pertencem ao domínio binário, já as demais variáveis, são não negativas. A Tabela 2 sumariza os resultados.

Tabela 2 - Análise dos resultados.

Item	Modelo Abensur (2012)	Modelo MBGP
Número de projetos	5	6
Projetos	10-12-28-35-45	20-27-28-29-34-42
IL	854,17	854,64
GAFT	1.031,72	1.033,03
PBDmax	4,4 anos	4,2 anos
Orçamento	R$ 149.705	R$ 81.620

A Tabela 2, contempla as informações de comparação entre os resultados gerados pelo modelo de Abensur (2012), com o modelo MBGP. O número de projetos do modelo Abensur (2012) foram 5 sendo eles 10, 12, 28, 35 e 45, aplicando o modelo MBGP aumentou um projeto totalizando 6, obtendo 20, 27, 28, 29, 34 e 42, tendo apenas um em comum, que foi o projeto 28.

O índice de lucratividade do modelo Abensur (2012) foi de 854,17, já no modelo proposto MBGP obteve o valor de 854,64, resultando em um aumento de 0,05 %. O GAFT de Abensur (2012) foi de 1.031,72 e o MBGP de 1.033,03 sendo 0,13% mais vantajoso o novo método proposto. O PBDmax de 4,4 anos caiu para 4,2 anos, havendo uma redução de 4,54% no *payback*.

O orçamento proposto por Abensur (2012) foi de 149.705 reais e o do MBGP foi de 81.620 reais, reduzindo em 45,48% o valor do investimento. Percebe-se, que os resultados provenientes do modelo MBGP foram superiores aos resultados do modelo proposto por Abensur (2012).

Na Tabela 3, foram atribuídos pesos que possam reduzir o *payback* e aumentar índice de lucratividade. O valor dos pesos adotados foi 10, sendo feita de forma arbitrária nas variáveis auxiliares de desvio. Sendo d_1^- vinculado ao IL, sendo que, tal variável diz respeito ao valor final abaixo da meta g_i e d_2^+ vinculado ao *payback*, sendo que, tal variável diz respeito ao valor acima da meta g_i.

A Tabela 3 contempla as informações de comparação entre o modelo de Abensur (2012) e o modelo MBGP, o número de projetos do modelo Abensur (2012) foram 5 sendo eles 10, 12, 28, 35 e 45 aplicando o modelo MBGP aumentou um projeto, totalizando 6, obtendo 21, 27, 28, 29, 35 e 42 tendo apenas dois projetos em comum, que foram os projetos 28 e 35.

O índice de lucratividade do modelo Abensur (2012) foi de 854,17, já no modelo proposto MBGP obteve o valor de 855,67, resultando em um aumento de 0,18 %. O GAFT de Abensur (2012) foi de 1.031,72 e o MBGP de 1.033,18 sendo 0,14 % mais vantajoso o novo método proposto. O PBDmax de 4,4 anos caiu para 3,4 anos, havendo uma redução de 22,73% no *payback*. Já o orçamento proposto por Abensur (2012) foi de 149.705 reais e o do MBGP foi de 81.600 reais, reduzindo em 45,5% o valor do investimento.

Tabela 3 - Análise dos resultados com a estimação de pesos

Item	Modelo Abensur (2012)	Modelo MBGP
Número de projetos	5	6
Projetos	10-12-28-35-45	21-27-28-29-35-42
IL	854,17	855,67
GAFT	1.031,72	1.033,18
PBDmax	4,4 anos	3,4 anos
Orçamento	R$ 149.705	R$ 81.600

Percebe-se que os resultados provenientes do modelo MBGP foram superiores aos resultados do modelo proposto por Abensur (2012).

6. Conclusão e recomendações para futuras pesquisas

Os objetivos deste artigo foram atingidos e a aplicação do modelo MBGP foi viável para auxiliar nas decisões referentes ao processo de orçamento de capital, podendo o método ser utilizado em uma aplicação real com vantagens aos métodos clássicos de otimização.

A implementação do modelo foge do escopo científico do trabalho, não sendo discutida aqui. Porém, os ganhos são perceptíveis quando comparado o modelo de Abensur (2012), ficando evidente as melhorias apresentadas no que se refere ao aumento do número de projetos, no IL, no GAFT e a redução do *PDBmax* e do orçamento disponível.

Percebe-se que, os resultados oriundos do modelo de Abensur (2012), utilizou aproximadamente 49% a mais de capital em comparação ao modelo MBGP, sendo que, o modelo MBGP apresentou um maior GAFT e IL, conforme as Tabelas 1-2.

Neste contexto, o modelo MBGP obteve um desempenho superior, possibilitando certa flexibilidade aos gestores no que diz respeito a utilização da folga orçamentária para ser alocada, por exemplo, no capital de giro.

A tomada de decisão vinculada à seleção de projetos de diferentes naturezas se torna uma tarefa difícil, pois nenhum método tradicional de análise de investimentos atende, isoladamente, a todos os critérios. Tal contexto restringe o uso de funções monobjetivo, contudo, este trabalho utilizou-se de modelos multiobjetivos de programação por metas, visando assim, tratar de múltiplas funções objetivos conflitantes.

Como propostas para futuras pesquisas sugerem-se:

- Utilizar um modelo GP combinado com a lógica *fuzzy* para avaliar projetos econômicos em um ambiente sob incerteza (SILVA *et al.,* 2010);
- Utilizar modelos de Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) para avaliar projetos de investimento (SILVA, MARINS e SANTOS, 2013);
- Utilizar de técnicas de normalização (AHERN e ANANDARAJAH, 2007);
- Aplicar a Simulação de Monte Carlo combinada com os modelos GP (SILVA,

MARINS e SILVA, 2014).

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq, a CAPES, FAPESP e FUNDUNESP pelo apoio.

Referências

ABENSUR, E.O.; Um modelo multiobjetivo de otimização aplicado ao processo de orçamento de capital, *Gestão & Produção.* v 19, n. 4, p. 747-758, 2012.
AHERN, R.; ANANDARAJAH, G. Railway projects prioritisation for investiment: Application of goal programming. *Transport Policy*, Kidlington, v.14, n.1, p.70 – 80, jan. 2007.
BERTRAND, J. W. M. & FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal Of Operations & Production Management*, v. 22, n.2, P.241-264, 2002.
BRIGHAM, E. F.; GAPENSKI, L. C.; EHRHARDT, M. C.; *Administração Financeira: Teoria e Prática*. São Paulo: Atlas, 2001.
CABALLERO, R., GÓMEZ, T.; RUIZ, F. Goal programming: Realistic Targets for the Near Future. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, v16, n.3-4, p. 79-110, 2009.
CHANG, C-T. An efficient linearization approach for mixed integer problems. European Journal of Operational Research, v. 123, n. 3, p. 652-659, 2000.
CHANG, C-T. Multi-Choice goal programming. *Omega - The International Journal of Management Science*, v.35, n.4, p. 389-396, 2007
CHANG, C-T. Revised Multi-Choice goal programming. *Applied Mathematical Modelling*, Taiwain, v.35, n.4, p.389-396, out. 2008.
CHARNES, A.; COOPER, W. W. *Management model and industrial application of linear programming*. vol. 1. Wiley, New York. 1961.
DEB, K.; Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms. John Wiley and Sons, England. 2001.
General Algebraic Modeling System (**Gams**). http://Gams.Com/Dd/Docs/Solvers/Cplex.Pdf. Acessado em 28/08/2013.
JAMALNIA, A.; SOUKHAKIAN, M. A. A hybrid *fuzzy* goal programming approach with different goal priorities to aggregate production planning. *Computers & Industrial Engineering*, v56, n.4, p. 1474-1486, 2009.
MARTEL, J. M.; AOUNI, B. Diverse Imprecise Goal Programming Model Formulations. *Journal of Global Optimization,* Dordrecht, v.12, n.2, p.127-138, 1998.
ROMERO, C. Extended lexicographic goal programming: a unifying approach. *Omega*, v.29, n.1, p. 63–71, 1998.
ROMERO, C. A General Structure of Achievement Function for A Goal Programming Model. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam,v.153, n.3, p.675–686, 2004.
SAATY, T.L. A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of Mathematical Psychology*, v 15, p. 234-281, 1977.
SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; MONTEVECHI, J. A. B. Aplicação de programação por metas binária - mista em uma empresa do setor sucroenergético. *Gestão & Produção*, v.20, n.2, p.321-336, 2013.
SILVA, A.F,. MARINS, F. A.S. Revisão da literatura sobre modelos de Programação por Metas determinística e sob incerteza**.** ***Produção***. http://dx.doi.org/10.1590/S0103-65132014005000003.
SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; SILVA, M. F. F Otimização estocástica com múltiplos objetivos e simulação de Monte Carlo no desenvolvimento de estratégia de vendas. *Podes* v.6, n.1, p.35-53, 2014.
SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; BRANDÃO, M. V. S. Programação por metas e análise por envoltória de dados na avaliação da eficiência de plantas mundiais de manufatura. *Podes* v.5, n.2, p.172-184, 2013.
SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; SALOMON, V. A. P.; SILVA, G. M.; MONTEVECHI, J.A.S. Otimização multiobjetivo fuzzy no planejamentoagregado da produção e distribuição em usinas de açúcar e álcool. XLII SBPO. Bento Gonçalvez, 2010.
TAMIZ, M., JONES, D. F.; EL-DARZI, E. A review of Goal Programming and its applications. *Annals of Operations Research,* Amsterdam,v.58, n.1, p. 39-53, 1995.
THOMKE, S. H. Simulation, Learning and R&D Performance: evidence from automotive development. *Research Policy*, v. 27, p. 55-74, 1998.
YAGHOOBI, M. A.; TAMIZ, M. A method for solving *fuzzy* goal programming problems based on MINMAX approach. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam, v.177, n.3, p. 1580- 1590, 2007.