LIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional
Juiz de Fora, MG - 8 a 11 de novembro de 2022

OTIMIZAÇÃO DA DEMANDA REPRIMIDA E DA CLASSIFICAÇÃO DEALUNOS EM LISTA DE ESPERA DAS UNIDADES ESCOLARES DE CARAGUATATUBA

Bruno Reis Moreira Nacano
Instituto Tecnológico de Aeronáutica
Pça. Mal. do Ar Eduardo Gomes 50 (Vila das Acácias), São José dos Campos, SP, 12228-900 · ~67,9 km
Universidade Federal de São Paulo
Rua Talim 330, São José dos Campos, SP, 12231-280 · ~67,3 km
bruno.nacano.101303@ga.ita.br

Cristiano Negrão
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo.
Av. Bahia, 1739, Indaiá, Caraguatatuba, SP, 11665-071
csnegrao@hotmail.com

RESUMO

Um dos maiores desafios na educação é a eliminação da demanda reprimida de vagas, sendo essa determinada pela quantidade total de alunos que aguardam matrícula nas unidades escolares, os chamados alunos fora da escola. O objetivo deste trabalho foi resolver um problema de Otimização Discreta a fim de encontrar a combinação ótima dos estudantes para as vagas disponíveis. Foi simulada a disponibilidade de 618 vagas, divididas em 70 classes, para uma uma demanda reprimida de 1.127 alunos. O modelo utilizado foi uma adaptação do Problema das Múltiplas Mochilas, sendo esse uma variação do Problema da Mochila (Knapsack Problem). Também foram seguidas as normas de classificação para as vagas da cidade de Caraguatatuba-SP. A solução ótima apresentada pelo solver Gurobi foi 12.334, levando 15 segundos para sua resolução. O modelo demonstrou ser uma importante ferramenta na solução da demanda reprimida de vagas escolares.

PALAVRAS CHAVE. Programação Linear, Problema das Multiplas Mochilas, Algoritimo Genético.

ABSTRACT

One of the biggest challenges in education is the elimination of the pent-up demand for places, which is determined by the total number of students awaiting enrollment in school units, the so-called out-of-school students. The objective of this work was to solve a discrete optimization problem in order to find the optimal combination of students for the available places. The availability of 618 places, divided into 70 classes, was simulated for a repressed demand of 1.127 students. The model used was an adaptation of the multiple backpack problem, which is a variation of the backpack problem (Knapsack problem). The classification rules for vacancies in the city of Caraguatatuba-SP were also followed. The optimal solution presented by the Gurobi solver was 12.334, taking 15 seconds to solve. The model proved to be an important tool in solving the repressed demand for school places.

KEY WORDS. Linear Programming, Multiple Backpack Problem, Genetic Algorithm.

1. Introdução

A cidade de Caraguatatuba-SP conta 52 unidades municipais de educação, sendo dessas 24 unidades escolares de Educação Infantil, ensino voltado para alunos de 0 a 3 anos, além de um total de 2.1396 alunos matriculados [CARAGUATATUBA 2022b]. Um dos maiores desafios da gestão municipal é a eliminação da demanda reprimida, sendo essa determinada pela quantidade total de alunos queaguardam matrícula nas unidades escolares, os chamados alunos fora da escola.

O Relatório do Plano de Metas da Educação, apresentado pelo Ministério da Educação, apontou que 1,5 milhão de crianças estão fora das creches. A análise também sugere que o Brasil irá ficar abaixo de 45% no índice de atendimento a crianças de 0 a 3 anos até 2024, não atingindo, inclusive, a meta estabelecida no Plano Nacional de Educação [MINISTÉRIO DA EDUCACÃO, 2020]. Esses dados deixam clara a necessidade do atendimento prioritário dessa questão pelos municípios.

Foi simulada a disponibilidade de 618 vagas, divididas em 70 classes, para uma uma demanda reprimida de 1.127 alunos. A Resolução SME Nº 04 de 11 de abril de 2022 estabelece normas para criação de uma lista de classificados para as vagas disponíveis [CARAGUATATUBA 2022a]. Essa lista tem caráter contínuo durante o ano letivo, sendo para Educação Infantil determinado que os classificados sejam organizados pelos seguintes critérios de prioridade:

> "[...] I - Interesse de transferência de aluno em função de mudança de bairro distante, sendo à distância maior que 1.500 metros, entre a escola onde o aluno está matriculado (escola de origem) e o endereço residencial, verificados por geolocalização; II - Interesse de transferência de aluno em função de mudança de bairro adjacente, sendo à distância até 1.500 metros, entre a escola onde o aluno está matriculado (escola de origem) e o endereço residencial, verificados por geolocalização; III - maior proximidade entre a unidade escolar e a residência do interessado; IV - ser pessoa com deficiência; V - possuir irmãos na mesma escola; VI - aluno fora da escola; VII - data e hora de inscrição" [CARAGUATATUBA 2022a, grifo nosso].

O objetivo deste trabalho foi resolver um Problema de Otimização Discreta a fim de encontrar a combinação ótima dos estudantes para as vagas disponíveis. Essa combinação visou maximizar o valor da função objetivo sob as restrições estabelecidas pelos critérios de classificação, organizando os alunos por prioridades para as vagas disponíveis nas unidades escolares. O problema foi formulado como um modelo na linguagem AMPL, utilizando o solver Gurobi, de modo a obter sua solução ótima. Também foi utilizado um modelo de Metaheurística Genética como forma de comparação dos resultados.

2. Problemas de Designação

Segundo [Hillier 2006] O problema da designação é um tipo especial de problema de programação linear, onde os designados estão sendo indicados para a realização de tarefas . A programação linear binária pode ser utilizada para resolução desses problemas. Exemplos comuns são os problemas de escalonamento de pessoal e problemas de designação de tarefas.

3. O Problema da Mochila

O problema da mochila é um dos 21 problemas NP-completos de Richard Karp, exposto em 1972. [Edwin D. Reilly et al. 2010]. Na modelagem desse problema, existe uma simulação do preenchimento de uma mochila com diversos elementos contendo diversos valores, e sendo esse preenchimento limitado pelo peso da mochila. O objetivo é otimizar o valor final com a melhor escolha dos elementos que entrarão na mochila [Lachtermacher 2007].

3.1 Problemas das Múltiplas Mochilas

O Problema das Múltiplas Mochilas, (Multiconstraint Knapsack Problem ou 0/1 Multidimensional Knapsack Problem) é uma variação do Problema da Mochila. Nesse modelo, existe um conjunto de mochilas de capacidades variadas, e diferente do Modelo da Mochila Simples, existe um maior número de opções. O objetivo é otimizar o valor final com a melhor escolha dos elementos que entrarão nas mochilas [Khuri et al. 1994]. O modelo pode ser observado a seguir.

$$\max \sum_{j=i}^{n} \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \quad (1)$$

$$s.a. \quad \sum_{i=1}^{m} p_i x_{ij} \leq L_j, j = 1, ..., n \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{ij} \leq 1, i = 1, ..., m \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, i = 1, ..., m \text{ e } j = 1, ..., n \quad (4)$$

onde:
x_{ij}: se o item *i* está (x_{ij} =1), ou não (x_{ij} = 0), na mochila *j;*
L_j: capacidade da mochila *j*;
m: número de itens;
n: número de mochilas;
p_i:peso do item *i*;
v_i:valor do item *i*;

4. Methaheuristicas e Algoritmo Genético

As Meta-heurísticas são utilizados na área de otimização para solução de problemas. O Algoritmo Genético (AG) foi criado por Jhon Holland, em 1975, sendo um esquema baseado na teoria da evolução natural de Charles Darwin [Chen et al 2010]. No modelo utilizado forma de comparar os resultados a representação se deu em forma binária, uma vez que cada objeto poderá ter dois caminhos: ficar ou ser retirado da bolsa. No primeiro momento foi criada uma população de indivíduos onde os cromossomos apresentam uma solução. O número encontrado para essa população foi de 700 indivíduos. Segundamente foi realizada uma avaliação dos indivíduos e os melhores são selecionados para reprodução. Nesse caso, selecionamos as melhores pontuações

dos alunos que estão concorrendo às turmas. Foram utilizados operadores de reprodução, e durante o percurso da mesma ocorrerem mutações, sendo essas a substituição de um valor 0 por 1, ou o inverso. Determinamos uma taxa de mutação de 2.2% da população. Como podem ocorrer cruzamentos chamados de cross-over, foi determinado que 0.165% da população passaria por esse processo. A solução ótima acontece depois de determinada uma estabilidade dos resultados após 100 gerações.

```
Algoritmo Genético AG()
1: inicio
2:        t ← 0;
3:        Gerar População Inicial  P(t);
4:        avaliar P(t);
5:        enquanto criterioparada não satisfeito
6:        t ← t + 1;
7:        P' ← Selecione pais de P(t-1);
8:        P''← Cruzamentos(P');
9:        P''← Mutações(P'');
10:      avalia P'';
11:      atualiza P(t) a partir de P(t-1) e P'';
12:    fim enquanto
13: fim.
```

Figura 1: Pseudo-algoritmo AG.

5. Modelo Multicritérios

O Modelo de Decisão Multicritério considera uma racionalidade compensatória e é um modelo de critério único de síntese, onde os diferentes critérios de seleção do problema, são agregados por uma única função valor, através de constantes de escala que refletem quanto um critério compensa o outro. Uma função valor global determina uma pontuação única para as alternativas do problema [Oliveira 2018].

6. Trabalhos Relacionados

Os Modelos de Otimização Discreta são muito utitlizados nas resoluções de diversos problemasno âmbito educacional. Foi criado um sistema de recomendação de matrículas a partir do perfil e do progresso dos estudantes no contexto de campus inteligente. Foi utilizado o histórico do aluno, avaliando os pré-requisitos e as equivalências cursadas e recomendou-se às disciplinas, sendo posteriormente classificadas e selecionadas para então gerar a lista final de recomendações. Após a realização dos testes e comparação com o que foi solicitado e cursado pelo aluno chegou-se a acertos de mais de 60% [Scaglioni et al 2021].

Simulações comprovaram um enorme potencial de ganhos com a mudança no sistema de matrículasescolares do Município de São Paulo-SP com a adoção do mecanismo deGale-Shapley, na substituição do sistema utilizado atualmente, o qual não atende a nenhum dos conceitos desejados de um mecanismo de alocação: estabilidade, manipulação e eficiência [Fernandes 2019].

Para o problema de formação de grupos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem é proposto uma abordagem baseada em Algoritmo Genético para resolvê-lo. Resultados mostram

que o esquema proposto é superior em até 25% o esquema aleatório [Balieiro et al. 2017].

Um modelo matemático que tem como base o problema de designação é proposto para problema enfrentado por alunos e professores dentro das universidades, sendo esse a distância percorrida e o tempo desperdiçado com deslocamento empregado nas trocas de aula [Nunes et al. 2017].

Foi apresentado um modelo de alocação de cotas de matrículas em Universidades, dado critérios Politicios e Sociais para seleção desses candidatos [Wu Dianting et al. 2017].

Um modelo de alocação de alunos em salas de auto-estudo foi estabelecido e alcançado resultados satisfatórios, chegando inclusive a 13% de economia de energia desses ambientes [Zhao Shengli et al. 2013].

O sistema de cadastro e alocação de alunos, assim como os efeitos desta alocação na aprendizado dos alunos foi medido pela proficiência do Programa de Avaliação da Rede Pública de Educação Básica (PROEB-MG), prova de língua portuguesa. Foram analisados alunos do 5º ano do ensino fundamental matriculados no ano de 2010. Por meio dos algoritmos de pareamento, e com o uso dos parâmetros obtidos na análise exploratória, propôs-se novas alocações para os alunos. Verificou-se quais efeitos essas alocações podem acrescentar à proficiência média. Pelas simulações, os efeitos finais dão conta que o sistema de cadastro acrescentou 10 pontos de proficiência média para a prova de português. Outras simulações sugerem que é possível acrescentar, além dos 10 pontos anteriores, cerca de 9 pontos a mais à proficiência, caso se adote outros tipos de alocações que encurtem ainda mais as distâncias dos alunos até as escolas [Delgado 2013].

Um modelo multicritério combinado com programação linear inteira foi utilizado para apoiar a seleção e designação de monitores em disciplinas em um curso pré-vestibular do interior de Pernambuco. A proposta do modelo para a seleção e alocação dos monitores utilizou um modelo de decisão multicritério combinado com a programação inteira binária. Como resultado, foram selecionados e designados 8 dos 30 candidatos para as 12 disciplinas ofertadas [Oliveira, Solon et al 2018].

7. Dados do Estudo

Os dados apresentados foram simulados, levando em consideração a possibilidade real da demanda reprimida da Secretaria Municipal de Educação de Caraguatatuba [CARAGUATATUBA 2022c] , tomando como base os critérios estabelecidos em normativa [CARAGUATATUBA 2022a]. Os dados que determinam se o aluno vem de uma escola distante , se possui alguma necessidade especial e se tem irmãos matriculados na mesma unidade escolar são de caracter booleano, representados por respostas de sim e não. Támbém estão disponíveis dados da localizaçãode cada aluno em sua respectiva série, a distância de cada aluno até a unidade escolar escolhida para a vaga, e a data que o aluno fez a inscrição para lista de espera. Os dados referenciam um número de identificação por aluno.

Os dados das vagas estão disponibilizados por série. As vagas também são identificadas por um um número de identificação, relacionando a escola a qual a vaga pertence. Todos os dados estão disponíveis para consulta no estão disponíveis na Plataforma e hospedagem de código-fonte e arquivos com controle de versão Github pelo link: https://github.com/Bruunoreis/demanda_reprimida.git.

8. Modelo Utilizado

Para determinar a classificação dos alunos entre os critérios foi utilizado primeiramente

um modelo multicritério, onde o aluno teria uma pontuação mínima de 0 e uma pontuação máxima de 100. Para cada critério que o aluno venha a possuir é possível receber um valor. Essa pontuação foi distribuída de forma decrescente entre os critérios para garantir que critérios mais importantes nãotivessem menos valor que a soma dos critérios menos importantes.

Para determinar o menor valor de proximidade, foi realizada uma subtração com uma distância muito grande, sendo ela a maior distância que poderia existir entre onde um aluno poderia residir até qualquer escola em Caraguatatuba. O número encontrado para essa distância muito grande foi 33 km.

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} pontos_{ij} = \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{a} trans_i * 46 + \sum_{i=1}^{a} dis_i * 14 + \sum_{i=1}^{a} irmao_i * 28 + \qquad i=1,...,a\ j=1,...,v; \qquad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{a}\left(\frac{33000-prox_i}{33000}\right) * 8 + \sum_{i=1}^{a} necessidade_i * 4 + \sum_{i=1}^{a} peso_i \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (7)$$

8.1 Utilizando o Problema das Múltiplas Mochilas

Uma variação do Problema da Mochila foi escolhido para alocar os alunos dentro das diversas turmas das unidades escolares, o Problema da Multiplas Mochilas. No problema da mochila, é necessário escolher entre os diversos objetos com pesos e valores diferentes, qual melhor combinação entraria na mochila, obedecendo seu limite.

No modelo das Mochilas Múltiplas, existem várias mochilas com diferentes limites. Convertendo o modelo para o problema, os alunos são os objetos, o peso de cada aluno são as vagas desejadas, no caso apenas uma vaga por aluno. O valor do aluno é a pontuação determinada anteriormente pelo modelo multicritério. As mochilas são as turmas, a limitação de cada mochila é a quantidade de vagas disponíveis. Também foi utilizada uma forma de identificação de desejo, referenciando o aluno com $\sum_{i=1}^{a} referencia_aluno_i$ e a turma com $\sum_{i=1}^{a} referencia_vaga_j$, uma vez que alunos escolhem em qual turma gostariam de obtera vaga.

$$maximize\ Z: \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} pontos_{ij} * \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} x_{ij} \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (8)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} x_{ij} \leq \sum_{j=1}^{v} vagas_j \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (9)$$

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} x_{ij} \leq 1 \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (10)$$

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} x_{ij} * \sum_{i=1}^{a} referencia_aluno_i = \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (11)$$

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} x_{ij} * \sum_{i=1}^{a} referencia_vaga_j \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (12)$$

https://proceedings.science/p/157645?lang=pt-br

Para lista de espera foi utilizado uma variável capaz de identificar os alunosque não foram alocados.

$$\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} lista_{ij} = if(\sum_{j=1}^{v} x_{ij} \leq 0)\ then \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{v} pontos_{ij}\ else\ 0 \qquad i=1,...,a;\ j=1,...,v \qquad (13)$$

9. Resultados

A Tabela 1 apresenta a comparação entre os resultados obtidos pelos dois métodos, o exato utilizando o solver Gurobi e o aproximado utilizando o Algorítimo Genético, aplicados aos mesmos os exemplares do problema, e suas instâncias. Para cada método foi comparado a qualidade da solução obtida e o tempo gasto para obter a solução. Os arquivos de dados e os modelos estão disponíveis na plataforma de hospedagem de código-fonte e arquivos com controle de versão, Github, pelo link: https://github.com/Bruunoreis/demanda_reprimida.git. Na Tabela 2 é apresentada a alocação ótima encontrada pelo solver Gurobi, contendo os alunos e turmas relacionadas.

Tabela 1. Apresentação dos resultados obtidos com o método exato com o Solver Gurobi e o método aproximado com a Metaheurística Genética.

Instâncias			**GUROBI**		**Metaheurística Genética**		
Número	**Alunos**	**Vagas**	**Solução Ótima**	**Tempo de Execução(s)**	**Melhor Solução**	**Média**	**Tempo de Execução(s)**
1	**10**	**5**	**363**	**2**	**363**	**363**	**28**
2	**12**	**13**	**597**	**12**	**597**	**597**	**28**
3	**100**	**38**	**762**	**19**	**748**	**748**	**34**
4	**120**	**45**	**1677**	**48**	**1663**	**1645**	**35**
5	**1000**	**454**	**11311**	**3**	**8975**	**8749**	**256**
6	**1127**	**618**	**12334**	**15**	**9463**	**9194**	**266**

Tabela 2. Relação apresentada pelo solver Gurobi com os aluno e as respectivas vagas nas turmas disponibilizadas.

Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma
1	1	105	14	178	15	226	18	368	22
3	2	106	14	179	15	232	18	369	22
10	2	109	14	180	15	255	18	374	22
11	2	114	14	181	15	267	18	376	26
24	2	118	14	182	15	283	20	377	26
25	2	131	14	183	15	284	20	378	26
28	2	135	14	184	15	286	20	379	26
29	2	148	14	185	15	289	20	380	26
55	2	155	14	186	15	302	20	381	27
70	8	157	14	187	15	312	20	382	27
72	8	159	14	188	15	322	20	383	27
73	8	160	14	189	15	331	20	413	29
74	8	161	14	190	17	336	22	418	29
75	8	162	14	191	17	341	22	419	29
77	8	163	14	192	17	344	22	448	29
83	8	168	14	193	17	350	22	454	29
84	8	175	15	194	17	355	22	507	35
85	8	176	15	195	17	366	22	644	35
101	13	177	15	202	18	367	22	654	35

Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma	Aluno	Turma
657	36	730	44	776	44	826	50	939	53
658	36	732	44	788	47	827	50	999	54
659	36	735	44	789	47	831	50	1000	54
660	36	739	44	790	47	832	50	1001	54
661	36	741	44	791	47	840	50	1002	54
662	36	744	44	792	47	842	50	1018	55
669	38	745	44	793	47	843	50	1064	69
670	38	746	44	798	49	844	50	1071	69
678	38	748	44	799	49	845	50	1082	69
682	38	755	44	802	49	846	50	1094	70
695	40	764	44	803	49	847	50	1120	70
702	40	765	44	804	49	848	50	1123	70
709	42	766	44	805	49	849	50		
710	42	767	44	812	49	853	52		
711	43	768	44	813	49	855	52		
712	43	770	44	815	49	864	52		
713	44	773	44	823	50	877	52		
714	44	774	44	824	50	883	52		
723	44	775	44	825	50	893	52		

10. Conclusão

A solução ótima apresentada pelo solver Gurobi foi 12.334, levando 15 segundos para sua resolução. A melhor solução na Metaheurística Genética foi de 9.463, levando 266 segundos. Dado que os modelos de Programação Linear buscam a solução ótima do problema no menor tempo possível, e obtendo com o Methaheuristica desse estudo uma solução em um período muito menor do que a melhor solução encontrada pelo Modelo utilizado no Solver, a utilização da Methaheuristica Genética apresenta ser uma opção desnecessária. Na Tabela 2 foi apresentada a

relação de alunos por vaga obtida pela simulação, relação essa que em uma situação real, resolveria em poucos segundos a necessidade da melhor alocação dos alunos. Uma variavel, introduzida no modelo (13) seria capaz de encontrar os alunos que não foram alocados.

O Modelo de Programação Linear apresentado no estudo encontrou uma solução ótima em um tempo muito menor que a metaheurística Genética quando submetido ao Solver Gurobi, alocando os alunos melhores classificados entre as vagas disponíveis, demonstrando ser uma importante ferramenta na soluçãoda demanda reprimida de vagas escolares.

Referências

Balieiro, A. et. al. (2017). Uma Abordagem Baseada em Algoritmo Genético para Formação de Grupos de Estudos em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. 1287. 10.5753/cbie.sbie.2017.1287,2017.

Balieiro, A. et. al. (2014). A multi-objective genetic optimization for spectrum sensing incognitive radio, Expert Systems with Applications, v. 41, issue 8, p. 3640–3650, 2014.

Chen, S. et. al.(2010). Genetic algorithm-based optimization for cognitive radio networks", IEEESarnoff Symposium, 2010.

CARAGUATATUBA. (2022). Resolução SME nº 04 de 11 de abril de 2022. Diário Oficial do Município de Caraguatatuba, Caraguatatuba, ano V, n. 773, p. 1, 14 abril de 2022.

CARAGUATATUBA. (2022). Ambiente Virtual de Aprendizagem de Caraguatatuba – Moodle. Disponível em: https://moodle-2022.educacaocaraguatatuba.com.br/. Acesso em: 20 jul. 2022.

CARAGUATATUBA. (2022). Caraguatatuba ganhará mais duas unidades escolares em fevereiro com 692. Disponível em: https://www.caraguatatuba.sp.gov.br/pmc/2019/01/caraguatatuba-ganhara-mais-duas-unidades-escolares-em-fevereiro-com-692-vagas/. Acesso em 20 jul 2022.

Delgado, Victor. (2013). Alocação dos alunos nas escolas: uma abordagem de algoritmos dezpareamento para análise do efeito do cadastro escolar de Belo Horizonte na proficiência dos estudantes. Tese (Doutorado em Demografia) - Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG, 2013. Disponível em: http://hdl.handle.net/1843/AMSA-9B3JH2.

Edwin D. Reilly, Anthony Ralston, David Hemmendinger. (2000). Encyclopedia of Computer Science. Nature Publishing Group, 2000.

Fernandes. Gustavo Andrey de Almeida Lopes. (2018). O problema das matrículas escolares: uma discussão sobre a melhoria das regras utilizadas em São Paulo.undação Getulio Vargas - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Programa de Pós-Graduação em Administração Pública e Governo, São Paulo - SP — Brasil.EVISTA DE ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA | Rio de Janeiro52(4):740-752, jul. - ago. 2018.

Hillier, Frederick; Lieberman, Gerald. (2006). Introdução à pesquisa operacional. 8ªed. São Paulo:McGraw-Hill, 2006.

Khuri, S., Bäck, T., and Heitkötter, J. (1994). The zero/one multiple knapsack problem and genetic algorithms. In Proceedings of the 1994 ACM symposium on Applied computing, pages 188–193. ACM.

Lachtermacher, Gerson. (2007). Pesquisa operacional na tomada de decisões: modelagem em Excel. 3.ed. Rio de Janeiro: Campus, 2007.

Nunes, R.C et al. (2018). Problema De Alocaçao De Salas:Modelagem E Aplicação Na Ufscar. 2017. Enegep. Disponível em: http://www.abepro.org.br /biblioteca/_WIC_243_407_34224.pdf. Acesso em 15 set. 2018.

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO. (2020). Relatório do Plano de Metas da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira - INEP. 2020.

Oliveira, Solon et al. (2018). Modelo multicritério combinado com programação linear inteira para apoiar a seleção e designação de monitores em disciplinas de um curso pré-vestibular. XXXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção: A Engenharia de Produção e suas contribuições para o desenvolvimento do Brasil. Maceió, Alagoas, Brasil. 2018.