

ALGORITMO GENÉTICO APLICADO AO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS DE AULA: ESTUDO DE CASO NA UFV - CAMPUS FLORESTAL

Lucas Burahem Martins

Universidade Federal de Viçosa - Campus Florestal
Rodovia LMG 818, km 6, 35690-000 - Florestal - MG
lucas.burahem@ufv.br

Marcus Henrique Soares Mendes

Universidade Federal de Viçosa - Campus Florestal
Rodovia LMG 818, km 6, 35690-000 - Florestal - MG
marcus.mendes@ufv.br

RESUMO

O Problema de Alocação de Salas (PAS) é um obstáculo recorrente nas instituições de ensino superior de todo o Brasil. O PAS consiste em alocar turmas de disciplinas em salas de aula pré-definidas buscando atender o máximo de restrições do modelo. Este trabalho tem por objetivo apresentar um algoritmo genético capaz de gerar alocações viáveis e de qualidade para o PAS baseado na estrutura física da Universidade Federal de Viçosa - Campus Florestal. Os dados utilizados para gerar os experimentos computacionais foram coletados por meio de alocações reais existentes no Campus. O uso do algoritmo genético para resolver o PAS gerou soluções em tempo viável e otimizadas, assim, mostrou-se eficiente para ser aplicado na alocação de salas da UFV - Campus Florestal.

PALAVRAS CHAVE. PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS, ALGORITMO GENÉTICO, META-HEURÍSTICAS.

Área Principal: MH - Meta-heurísticas

ABSTRACT

The Classroom Assignment Problem is an obstacle recurrent in the institution of degree level on Brazil. The Classroom Assignment Problem consists in allocate classes of subjects in predefined classrooms searching attend the max of restrictions of the model. This paper has by objective present a genetic algorithm able to create viable and quality allocations for the Classroom Assignment Problem based in the physical structure of the Universidade Feral de Viçosa - Campus Florestal. The data used for generate the computational experiments were collected by means of real allocations existents on the Campus. The use of the genetic algorithm for resolve the Classroom Assignment Problem has generated solutions of quick form and with high quality, then showed efficient for being applied on UFV - Campus Florestal.

KEYWORDS. CLASSROOM ASSIGNMENT PROBLEM, GENETIC ALGORITHM, UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA.

Main Area: MH - Metaheuristics

1. Introdução

A Universidade Federal de Viçosa – Campus Florestal está localizada na cidade de Florestal, em Minas Gerais, há cerca de 60 quilômetros de Belo Horizonte. Sua estrutura física conta com 5 prédios de salas de aula (Pavilhões de Salas A, B, C, D e E), prédios administrativos, salas de professores, biblioteca, ginásio, alojamento, entre outros. O campus Florestal é relativamente novo e possui uma estrutura ainda limitada, apesar de estar em fase de expansão.

O Problema de Alocação de Salas (PAS) é uma realidade que as instituições acadêmicas enfrentam no início de cada semestre letivo. Entretanto, esse problema até então simples de designação, passa a aumentar sua complexidade a partir do incremento do tamanho das instituições de ensino quanto aos cursos e turmas disponíveis [dos Santos Sales et al., 2014]. Boa parte das instituições ainda resolvem tal problema manualmente, o que torna o processo árduo e demorado, podendo levar vários dias para ser concluído e não geram soluções satisfatórias. Alocações de salas de aulas mal feitas e que não atendam aos requisitos desejados podem gerar insatisfação de alunos e professores, culminando em diversos problemas na instituição.

Ressalta-se ainda a importância do PAS quando se trabalha num contexto onde há escassez de salas de aula, ou seja, demandas elevadas, que surgem naturalmente com o crescimento do número de cursos e alunos da instituição [Subramanian et al., 2006].

Segundo [Carter e Tovey, 1992] o PAS é um problema clássico de otimização combinatória pertencente à classe NP-difícil para a qual a obtenção da solução ótima do problema, em um período de tempo aceitável, não é uma tarefa simples [Subramanian et al., 2006]. Problemas desse tipo apresentam dificuldade de serem resolvidos por meio de métodos matemáticos, dessa forma, a utilização de heurísticas tem sido predominante para a resolução dos problemas pertencentes a essa classe.

Diversas abordagens têm sido adotadas para a resolução do PAS. Alguns exemplos são Busca Tabu [Subramanian et al., 2011], Simulated Annealing [Beyrouthy et al., 2009] e a combinação de grafo bipartido com algoritmo húngaro (Politano, 2006) citados por [Prado e Souza, 2014]. No presente artigo, será abordado o uso do Algoritmo Genético para a resolução do PAS por ser uma heurística com relativo sucesso em trabalhos correlatos e por estar no grupo das heurísticas mais bem sucedidas em outros problemas de otimização combinatória [Oliveira, 2006].

O trabalho está organizado como segue: Na Seção 2 serão expostos alguns dados sobre a Universidade Federal de Viçosa - Campus Florestal. Na Seção 3 serão abordados os requisitos obrigatórios e qualitativos utilizados para resolver o PAS. A Seção 4 apresenta a modelagem matemática utilizada. A Seção 5 traz algumas informações sobre Algoritmos Genéticos. Na Seção 6 será abordada a metodologia utilizada para o desenvolvimento do algoritmo. Na Seção 7 serão expostos os testes e resultados computacionais obtidos. Por fim, apresentam-se as conclusões na Seção 8.

2. Sobre a UFV – Campus Florestal

A área que abriga a UFV - Campus Florestal possui 77 anos, porém, se tornou um Campus universitário somente no ano de 2006, quando passou a funcionar como um campus da Universidade Federal de Viçosa.

O Campus Florestal abriga atualmente 2 programas de mestrado, 1 programa de pós-graduação lato sensu, 10 cursos de graduação, 6 cursos técnicos e o ensino médio. Com mais de 1500 hectares registrados, sua estrutura física conta com 5 prédios de salas de aula. Estes prédios são identificados como:

- Pavilhão de salas A (PVA): O pavilhão de salas A é formado por duas salas de aula, cada uma com capacidade para 60 alunos. Conta também com 2 laboratórios, sendo 1 de informática e um de eletrônica.
- Pavilhão de salas B (PVB): O pavilhão de salas B é formado por 3 salas de aula, cada uma com capacidade para 60 alunos. Conta também com uma sala de topografia.

- Pavilhão de salas C (PVC): O pavilhão de salas C é formado por 6 salas de aula, duas com capacidade para 60 alunos e o restante com capacidade para 35 alunos.
- Pavilhão de salas D (PVD): O pavilhão de salas D é formado por 8 salas de aula, duas com capacidade para 50 alunos e o restante com capacidade para 45 alunos.
- Pavilhão de salas E (PVE): O pavilhão de salas E é formado por 8 salas de aula, duas com capacidade para 50 alunos e o restante com capacidade para 45 alunos.

É importante salientar que para o problema em questão, laboratórios de qualquer tipo e salas para outros fins (diferentes de aula) não serão levados em consideração, pois não apresentam tanta disputa. Também não serão diferenciados os cursos a que as turmas pertencem.

3. Requisitos do PAS

Para classificar se uma determinada alocação de salas de aula é válida ou não, a mesma deverá respeitar uma série de requisitos obrigatórios. Além disso, existem requisitos qualitativos que, caso sejam respeitados, são capazes de influenciar a qualidade de uma alocação. Cada requisito não respeitado aplicará uma penalidade ao prédio no qual foi feita a alocação.

As restrições às quais as alocações de salas de aula serão sujeitas foram divididas em 2 grupos:

- Requisitos obrigatórios: Inviabilizam a alocação das turmas caso não sejam satisfeitos.
 - RO_1) Em um mesmo horário, dia e sala não podem haver mais de uma turma alocada;
 - RO_2) Cada sala deve comportar turmas que possuem uma quantidade de alunos igual ou menor que sua capacidade;
 - RO_3) Cada disciplina deve ser alocada no horário e dia em que foram requisitados; e
 - RO_4) Todas disciplinas devem ser alocadas.
- Requisitos qualitativos: São requisitos cujo atendimento é desejável para melhorar a qualidade da alocação. Caso não sejam satisfeitos, não gerarão alocações inviáveis, porém, as mesmas serão penalizadas.
 - RQ_1) Buscar utilizar os espaços das salas de forma eficiente, isto é, evitar alocar turmas pequenas em salas de maior capacidade (evitar uma quantidade de 20 ou mais carteiras ociosas);
 - RQ_2) Buscar alocar turmas de uma mesma disciplina na mesma sala de aula;
 - RQ_3) Buscar alocar salas com quadros grandes para professores que desejam utilizar o mesmo. O mesmo acontece para salas com quadros pequenos; e
 - RQ_4) Buscar respeitar o prédio demandado por cada uma das turmas.

4. Modelagem Matemática

A função objetivo do problema deve ser modelada de acordo com a quantidade de requisitos obrigatórios e de requisitos qualitativos presentes no problema. Dessa forma, sendo S uma determinada alocação de salas de aula, a função objetivo a ser minimizada pode ser descrita como:

$$\text{minimizar } P(S) = RO(S) + RQ(S) \quad (1)$$

sendo,

$$RO(S) = \alpha RO_1(S) + \delta RO_2(S) + \lambda RO_3(S) + \zeta RO_4(S) \quad (2)$$

e

$$RQ(S) = \beta RQ_1(S) + \gamma RQ_2(S) + \omega RQ_3(S) + \epsilon RQ_4(S) \quad (3)$$

Os termos RO_1 , RO_2 , RO_3 e RO_4 da equação (2) correspondem aos requisitos obrigatórios (1), (2), (3) e (4) e os valores de α , δ , λ , ζ correspondem ao valor definido para penalizar cada um dos requisitos obrigatórios que não sejam atendidos pela alocação.

Os termos RQ_1 , RQ_2 , RQ_3 e RQ_4 da equação (3) correspondem aos requisitos de qualidade (1), (2), (3) e (4) e os valores de β , γ , ω e ϵ correspondem ao valor definido para penalizar cada um dos requisitos qualitativos que não sejam atendidos pela alocação.

As restrições do problema, definidas com base nos requisitos obrigatórios e qualitativos são:

- 1) As penalidades δ e λ aplicadas ao não atendimento dos requisitos obrigatórios devem ser valores elevados. Com isso, a ocorrência de um evento que não atenda a esses requisitos gerará uma solução inviável.
- 2) O valor final de $RO(S)$ deve ser nulo (somatório igual a 0). Isso devido ao fato de que a quebra de um requisito obrigatório inviabiliza a solução.

5. Algoritmo Genético (AG)

Em 1858 o cientista Charles Darwin, por meio de diversas observações a experimentos, apresentou a teoria da evolução por meio da seleção natural. A combinação dessa teoria com a genética resultaram nos princípios da variabilidade entre os indivíduos. Nas décadas seguintes, diversos cientistas procuraram simular computacionalmente a variabilidade genética. Durante as décadas de 60 e 70, John Holland junto com seus alunos e colegas da Universidade de Michigan desenvolveram os Algoritmos Genéticos (AGs) [Mitchell, 1998].

Um algoritmo genético é um método de pesquisa e otimização de base populacional que imita o processo de evolução natural. Baseia-se nos dois principais conceitos de evolução natural, que são a seleção natural e a combinação [El-Mihoub et al., 2006].

De acordo com [Goldberg, 1989] a principal abordagem da pesquisa sobre algoritmo genético tem sido a robustez, o equilíbrio entre eficiência e eficácia necessária para a sobrevivência em muitos ambientes diferentes.

Com os AGs sendo estabelecidos como uma abordagem válida para os problemas que exigem eficiência e eficácia, os algoritmos genéticos são agora utilizados para otimizar aplicações mais generalizadas em empresas, nos círculos científicos e de engenharia [Goldberg, 1989].

Segundo [Martins e Mendes, 2016] a ideia principal é criar uma população inicial de indivíduos, onde cada indivíduo representa uma solução para o problema. Essa população é alterada com as iterações (gerações) do algoritmo a partir da seleção dos indivíduos mais aptos e dos operadores genéticos: cruzamento e mutação. Esses operadores combinam soluções, afim de melhorá-las. Assim com o passar das gerações, há uma tendência de convergência para soluções ótimas. No entanto, não há garantias de que o problema seja resolvido e nem que a melhor resposta seja obtida [Linden, 2006].

6. Implementação

O Algoritmo (1) mostra como foi feita a implementação do AG para a solução do PAS.

Algoritmo 1: Algoritmo genético implementado

```
1 Gerar população inicial;
2 Calcular fitness;
3 while  $i \neq$  critério de parada do
4   Gerar pares aleatorios de indivíduos;
5   Aplicar cruzamento sobre os pares;
6   Aplicar mutação sobre os indivíduos gerados;
7   Calcular fitness;
8   Junção dos indivíduos pais e filhos;
9   Ordenar todos os indivíduos;
10  Escolher 5% dos melhores indivíduos que farão parte da próxima iteração
    (Elitismo);
11  Gerar pares aleatórios com os indivíduos restantes;
12  Aplicar torneio entre os pares gerados;
13  Incrementar  $i$ ;
14 end
```

Para a obtenção da população inicial, foi utilizado um procedimento capaz de gerar uma solução aleatória. Primeiramente, todas turmas foram listadas, destacando-se 6 dados importantes de cada uma. Estes dados são (Figura(1)):

- Identificador da turma;
- Quantidade de alunos matriculados;
- Dia da semana em que a aula será ministrada;
- Horário do dia em que a aula será ministrada (Horários geminados);
- Prédio em que se pretende ministrar a aula;
- Tamanho do quadro que será utilizado (Quadro pequeno ou grande);

1	70	1	1	1	P
• Identificador da turma	• Quantidade de Alunos	• Dia (1 - 5)	• Intervalo (1- 6)	• Prédio	• Tamanho do Quadro

Figura 1: Representação das turmas.

A Figura (2) apresenta a representação desses dados no sistema.

Alocação de Salas de aula UFV - Campus Florestal

Identificad...	Vagas	Dia	Horário	Prédio	Quadro
1	40	1	1	1	1 G
1	40	4	3	3	1 G
2	40	2	4	4	1 P
2	40	1	3	3	1 P
2	40	2	3	3	1 P
3	30	3	3	3	1 G
3	30	5	4	4	1 G
4	50	2	2	2	1 P
4	50	4	4	4	1 P
4	50	5	5	5	1 P
11	40	1	1	1	1 C

Figura 2: Representação das turmas.

Os dias da semana foram representados por meio de códigos. Os códigos utilizados são expostos na Tabela (1).

Código	Dia da semana
1	Segunda - Feira
2	Terça - Feira
3	Quarta - Feira
4	Quinta - Feira
5	Sexta - Feira

Tabela 1: Códigos representativos dos dias semanais.

Os horários escolhidos para a alocação das aulas foram representados como horários geminados, ou seja, 1 horário representa uma aula com duração de 1 hora e 40 minutos. Para tanto, receberão os códigos exibidos na Tabela (2).

Código	Horário
1	7h50 – 9h30
2	9h50 – 11h30
3	13h – 14h40
4	15h – 16h40
5	18h30 – 20h10
6	20h30 – 22h10

Tabela 2: Códigos representativos dos horários diários.

A geração da população inicial consiste em escolher aleatoriamente um horário e um dia para que uma turma seja alocada. O par horário e dia escolhidos serão consultados para verificar se não há nenhuma turma já alocada. Caso não haja, a turma pode ser alocada naquela sala. Do contrário, novos horários e dias serão escolhidos.

Após a geração aleatória da população inicial, o Algoritmo Genético foi aplicado ao PAS com o objetivo de minimizar as penalidades aplicadas a cada um dos prédios, buscando uma solução ótima. Para tanto, as alocações passaram pelos seguintes processos:

- Cruzamento: O cruzamento consiste em misturar as características de indivíduos “pais”, gerando assim o dobro de indivíduos “filho”. A Figura (3) mostra um exemplo do processo de cruzamento.

O cruzamento proposto é aplicado sobre casais aleatórios de indivíduos x e y integrantes de uma população. Uma turma também é escolhida de forma aleatório para que o processo de cruzamento possa ser efetivado. Essa turma tem sua posição trocada entre os indivíduos de forma que no indivíduo x a turma escolhida passará a ocupar a posição que a mesma ocupava no indivíduo y e vice-versa. É importante ressaltar que o cruzamento é executado entre turmas de uma mesma disciplina pertencentes a indivíduos diferentes. Além disso, o cruzamento sempre acontece entre turmas de um mesmo prédio.

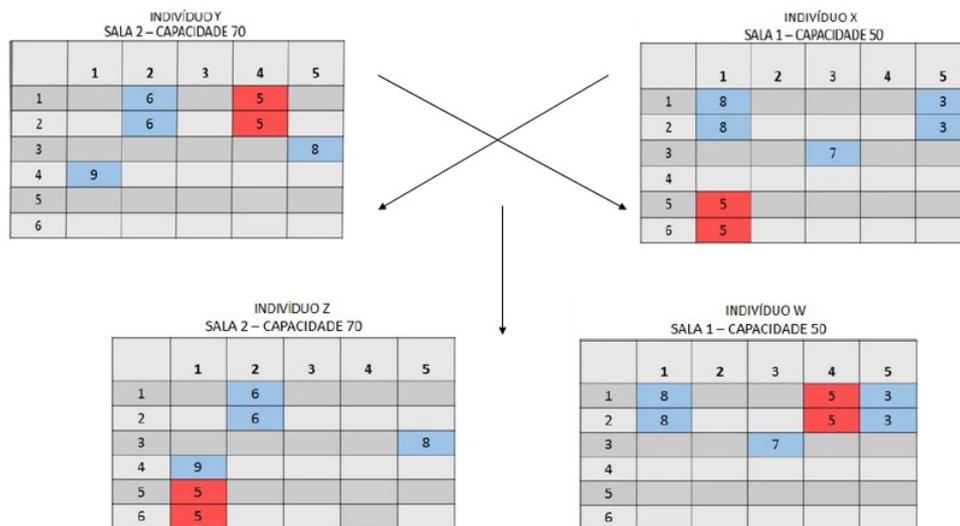


Figura 3: Cruzamento

- Mutação: Consiste em alterar as características de um indivíduo a partir de modificações processadas no mesmo. A mutação melhora a diversidade dos indivíduos na população, no entanto por outro lado, destrói informações contidas no mesmo, logo, deve ser utilizada uma taxa de mutação pequena (normalmente entre 0,1% a 5%), mas suficiente para assegurar a diversidade [de Lacerda e de Carvalho, 1999]. A Figura (4) mostra um exemplo do processo de mutação.

O operador genético de mutação proposto ocorre dentro de um mesmo indivíduo integrante de uma determinada população. Um par de turmas a e b são escolhidas aleatoriamente. As turmas trocam de posição de forma que a turma a passe a ocupar a posição que a turma b ocupava. A turma b ocupará a antiga posição em que a turma a estava alocada. Vale ressaltar que as turmas a e b não são necessariamente da mesma disciplina, porém, precisam estar alocadas em um mesmo prédio.

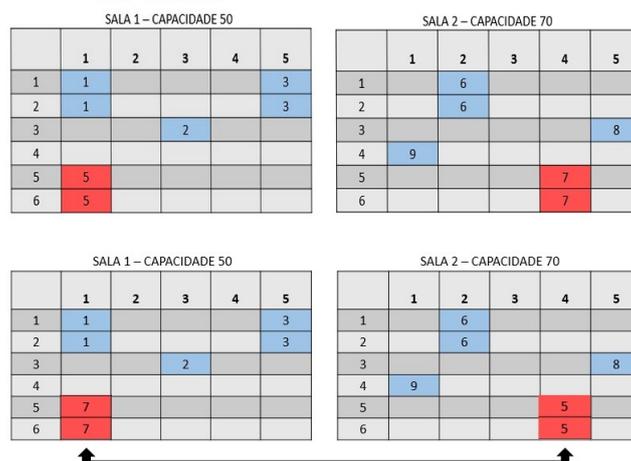


Figura 4: Mutação.

- Junção de pais e filhos: A junção é o processo de unir os indivíduos iniciais (indivíduos pais) com os indivíduos gerados após os processos de cruzamento e mutação (indivíduos filhos).
- Ordenação: Todos os indivíduos são ordenados em ordem crescente de acordo com suas penalidades. A função de ordenação utilizada foi o Quicksort devido ao fato de que a mesma reduz o tempo de processamento do sistema.
- Torneio: São escolhidos aleatoriamente (com probabilidades iguais) n indivíduos da população e o melhor dentre estes indivíduos é selecionado (indivíduo com menor penalidade). O valor $n = 2$ é o usual. A seleção por torneio não precisa de escalonamento da aptidão e nem de ordenamento [de Lacerda e de Carvalho, 1999]. São escolhidos 5 % dos melhores indivíduos para que estes integrem a próxima iteração. O processo de torneio é capaz de evitar que o algoritmo gere soluções precoces.

7. Resultados

O algoritmo construído para a resolução do PAS foi implementado em linguagem C com o uso da IDE CodeBlocks 16.01. Além disso, foi desenvolvido uma interface gráfica na linguagem JAVA utilizando a API Swing. Para a execução dos testes foi utilizado um Notebook Intel Core i5 2.53 Ghz com 500 MB de RAM e 128 GB de SSD. A Seção (7.1) apresenta os parâmetros utilizados para a realização dos teste. A Seção (7.2) expõe os dados obtidos.

7.1. Parâmetros aplicados

As penalidades de cada Requisito Qualitativo não respeitados foram aplicadas de acordo com a importância de cada um dos requisitos nas alocações. Os requisitos com maior importância (capazes de gerar alocações com maior qualidade) foram associados a penalidades mais altas. As penalidades aplicadas a cada um dos Requisitos Qualitativos foram expostos na Tabela (3).

Requisitos qualitativos	Penalidade
β	1000
γ	10000
ω	1000
ϵ	1000000

Tabela 3: Penalidades aplicadas aos requisitos qualitativos.

Apenas dois Requisitos Obrigatórios tiveram a necessidade da aplicação de penalidades. O requisito obrigatório RO_2 (Cada sala deve comportar turmas que possuem uma quantidade de alunos igual ou menor que sua capacidade) recebeu uma penalidade de 3000000 caso não seja respeitados e o Requisito Obrigatório RO_3 recebeu uma penalidade de 10000000. Esses valores de penalidade devem ser valores altos, como foi explicado na Seção 3, para garantir a viabilidade das soluções geradas.

Os Requisitos Obrigatórios RO_1 e RO_4 não tiveram de ser penalizados, pois na implementação da função responsável por gerar as alocações iniciais há uma verificação de que todas as disciplinas foram alocadas. Essa implementação garante que todas as disciplinas foram alocadas em salas diferentes.

A Tabela (4) expõe as penalidades aplicadas aos requisitos obrigatórios não atendidos.

Requisitos obrigatórios	Penalidades
α	10000000
δ	3000000
λ	1
ζ	1

Tabela 4: Penalidades aplicadas aos requisitos obrigatórios

7.2. Experimentos Computacionais

O algoritmo foi executado 30 vezes devido ao caráter estocástico do mesmo [Prado e Souza, 2014]. Os parâmetros utilizados para o AG são expostos na Tabela (5).

Parâmetros	Valor
Execuções	30
Critério de parada	1400 gerações
População	100 indivíduos
Taxa de Cruzamento	100%
Taxa de Mutação	10%
Taxa de elitismo	5%

Tabela 5: Parâmetros para o algoritmo.

Foram utilizadas um total de 100 turmas (pertencentes a 54 disciplinas) para a realização do teste. Todos os prédios foram requisitados, ou seja, todos os prédios foram utilizados para se alocar turmas durante e execução do teste.

O critério de parada utilizado foi de 1400 gerações. A idéia é escolher um número de gerações relativamente próximo ao ponto onde o algoritmo é capaz de gerar alocações viáveis para todos os prédios. Isso foi feito por meio das observações às penalidades finais calculadas para cada uma das alocações obtidas.

Os valores de cada uma das 30 execuções foram utilizados para a observação dos resultados por meio de estatísticas (média e desvio padrão). Os resultados das estatísticas geradas para as penalidades encontradas para a população inicial gerada aleatoriamente foram expostos na Tabela (6).

Estadística	PVA	PVB	PVC	PVD	PVE
Menor penalidade	170121000	140076000	132051000	159099000	196120000
Maior Penalidade	200079000	170086000	162074000	196096000	239140000
Média	187409100	153741300	144398766,77	176414533,33	220264066,77
Desvio Padrão	8527060,26	7520974,33	7236383,96	9536152,23	10070848,85

Tabela 6: Estatísticas para a população inicial obtidas para 30 execuções do algoritmo.

Os resultados encontrados após as 30 execuções do algoritmo foram consolidados e são apresentados na Tabela (7). Estes resultados se referem a melhor alocação obtida em cada uma das 30 execuções do algoritmo.

Estadística	PVA	PVB	PVC	PVD	PVE
Menor penalidade	8000	10000	8000	3000	24000
Maior penalidade	26000	18000	3023000	3035000	3060000
Média	15800	13066,66	412400	915200	1043466,66
Desvio padrão	5935,20	2048,3	1022788,20	1380701,40	1416190,87

Tabela 7: Estatísticas para a melhor alocação obtida em cada uma das 30 execuções

A representação das melhores alocações obtidas é feita para o usuário conforme mostrado na Figura (5).

Horários	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
7h50 - 9h30	1	8	0	0	0
9h50 - 11h30	0	8	0	0	0
13h00 - 14h...	2	2	3	1	0
15h50 - 14h...	0	2	0	0	3
18h30 - 20h...	0	0	0	0	0
20h30 - 22h...	7	0	0	8	7

Figura 5: Representação da alocação para o PVA sala 1.

Durante as 1400 iterações do algoritmo genético, os dados referentes as penalidades aplicadas a cada prédio durante a iteração foram utilizados para a construção de um gráfico capaz de demonstrar a evolução dos resultados ao longo da execução do algoritmo.

A Figura (6) mostra o valor das penalidades obtidas para os prédios durante cada uma das 1400 iterações do AG. Esses resultados são referentes à trigésima execução do algoritmo.

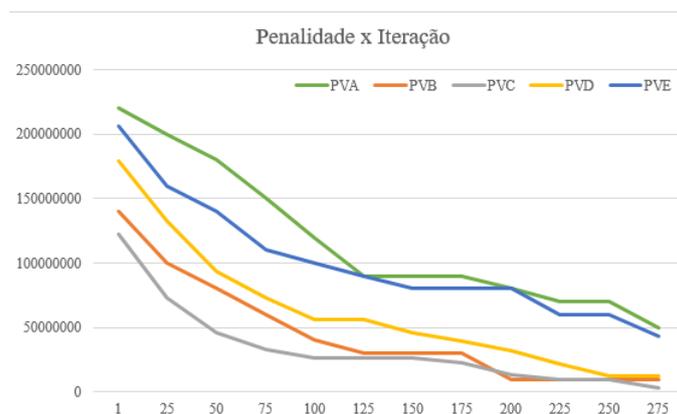


Figura 6: Gráfico Penalidades x Iteração.

O gráfico representado na Figura (6) mostra as penalidades calculadas em algumas gerações. As curvas que representam as penalidades mostram um comportamento de convergência, porém, limitando-se a um ponto indefinido. A aplicação do AG para o Problema de Alocação de Salas é eficaz e foi capaz de reduzir as penalidades, gerando assim uma alocação final viável e atendendo a grande parte dos requisitos qualitativos.

8. Conclusão

O presente artigo apresentou um algoritmo capaz de resolver o Problema de Alocação de Salas na Universidade Federal de Viçosa – Campus Florestal (UFV - CAF). Para otimizar os espaços alocados, foi utilizada uma implementação do Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético utilizado passa por 3 processos importantes: Cruzamento, mutação e o torneio. Esses processos são de extrema importância para o algoritmo pois garantem a variabilidade genética do mesmo e a convergência do *fitness* para as soluções geradas.

Os resultados obtidos mostram que o uso do Algoritmo Genético foi capaz de gerar alocações otimizadas em um período de tempo viável. Além disso, os resultados foram obtidos de forma menos trabalhosa do que as alocações manuais geradas atualmente no *campus* Florestal.

A solução final do Algoritmo Genético implementado mostrou bons resultados. todos os requisitos obrigatórios foram atendidos para os prédios trabalhados. Grande parte dos requisitos qualitativos também foram atendidos, otimizando ainda mais a solução encontrada e comprovando a eficácia do algoritmo.

9. Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPQ, PIBIQ e a UFV – CAF, pelo apoio ao desenvolvimento deste trabalho.

Referências

- Beyrouthy, C., Burke, E. K., Landa-Silva, D., McCollum, B., McMullan, P., e Parkes, A. J. (2009). Towards improving the utilization of university teaching space. *Journal of the Operational Research Society*, 60(1):130–143.
- Carter, M. W. e Tovey, C. A. (1992). When is the classroom assignment problem hard? *Operations Research*, 40(1-supplement-1):S28–S39.
- de Lacerda, E. G. e de Carvalho, A. (1999). Introdução aos algoritmos genéticos. *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais*, 1:99–148.
- dos Santos Sales, E., Müller, F. M., e de Oliveira Simonetto, E. (2014). Solução do problema de alocação de salas utilizando um modelo matemático multi-índice.

- El-Mihoub, T. A., Hopgood, A. A., Nolle, L., e Battersby, A. (2006). Hybrid genetic algorithms: A review. *Engineering Letters*, 13(2):124–137.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in search, optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley Longman, Boston.
- Linden, R. (2006). *Algoritmos genéticos: uma importante ferramenta da inteligência computacional*. Brasport, 2^a edition.
- Martins, R. N. e Mendes, M. H. S. (2016). Algoritmo genético para o problema do despacho econômico de energia elétrica com incertezas.
- Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*. MIT press.
- Oliveira, A. (2006). Uso do algoritmo genético e recozimento simulado para o problema de alocação de salas. *Monografia*.
- Prado, A. S. e Souza, S. (2014). Problema de alocação de salas em cursos universitários: um estudo de caso. *Anais do XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, p. 2054–2065.
- Subramanian, A., Medeiros, J. M. F., Cabral, L. d. A. F., e Souza, M. J. F. (2006). Aplicação da metaheurística busca tabu na resolução do problema de alocação de salas do centro de tecnologia da ufpb. *Anais do XXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, p. 1.
- Subramanian, A., Medeiros, J. M. F., Formiga, L. d. A., e Souza, M. J. F. (2011). Aplicação da metaheurística busca tabu ao problema de alocação de aulas a salas em uma instituição universitária.