

ESCALONAMENTO DE HORÁRIOS ACADÊMICOS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Allan Barsanulfo¹, Fernando Mattioli², Roberto Duarte Campos³, Eduardo Fernandes Saad³, Rogério Bernardes Andrade³

^{1,2,3} Faculdade de Talentos Humanos - FACTHUS, Uberaba (MG), Brasil

² Universidade Federal de Uberlândia – UFU, Uberlândia (MG), Brasil

allanbarsanulfo@gmail.com , fernando.mattioli@facthus.edu.br , roberto.campos@facthus.edu.br,
eduardo.saad@facthus.edu.br, rbandrade@facthus.edu.br

RESUMO: A geração de grades de horários acadêmicos é um problema de alta complexidade que demanda grande quantidade de tempo e trabalho nas instituições de ensino. O objetivo principal é encontrar a melhor grade, tendo como parâmetros as disciplinas a serem alocadas, a disponibilidade corpo docente e os horários disponíveis. Visando este objetivo, foram utilizados Algoritmos Genéticos (AGs), que são técnicas de Inteligência Artificial (IA) baseadas na seleção natural das espécies. Os algoritmos implementados foram capazes de solucionar o problema investigado, se mostrando promissores para a resolução de problemas similares.

PALAVRAS CHAVE: Algoritmos genéticos, escalonamento de horários, otimização.

BUILDING ACADEMIC COURSE SCHEDULES USING GENETIC ALGORITHMS

ABSTRACT: Course schedule creation is a highly complex problem that demands a great amount of time and effort in educational institutions. The main objective is to find the best schedule, having as parameters the offered courses, staff availability and schedule openings. In order to do so, we used Genetic Algorithms (GAs), which are Artificial Intelligence (AI) techniques based on natural selection of species. The implemented algorithms were able to solve the addressed problem, proving to be promising in the solution of related problems.

KEYWORDS: Genetic Algorithms, academic course schedule, optimization.

INTRODUÇÃO

A organização dos horários de um ambiente como uma instituição de ensino é um trabalho complexo e que requer muita atenção (Attila, Hideg, 2015). Exemplificando, ao se fazer um horário escolar, deve-se considerar a disponibilidade de horários de cada docente, bem como a aptidão do mesmo para ministrar as disciplinas ofertadas.

A ideia de se desenvolver a aplicação proposta neste trabalho surgiu de uma entrevista com o coordenador do curso de Sistemas de Informação de uma instituição de ensino superior, bem como de questionamentos direcionados a um diretor geral de escola de primeiro e segundo graus. Desta forma, o presente estudo avalia o desenvolvimento de uma aplicação que gera automaticamente a grade de horários, a partir das restrições fornecidas como parâmetros de entrada para o sistema.

EMBASAMENTO TEÓRICO E MÉTODO

Algoritmos Genéticos (AGs) fazem parte da área de Inteligência artificial (IA), sendo que seus métodos são intensamente inspirados na teoria da evolução definida por Charles Darwin. Foram definidos por John Holland (Holland, 1975) e difundidos por um dos seus alunos, David Goldberg (Goldberg, 1989; Estéfane Lacerda, André Carvalho 2008). Os melhores indivíduos de um AG

tendem a sobreviver por mais tempo, e assim transportam o seu material genético às novas soluções que serão geradas no futuro. Essa é uma técnica de busca extremamente eficiente no seu objetivo de varrer o espaço de soluções e encontrar resultados próximos da solução ótima, quase sem necessitar interferência humana, sendo uma das várias técnicas da inteligência computacional em estudo (Linden 2012).

Na execução de um AG, primeiramente é necessário gerar uma população de indivíduos que representam um conjunto inicial de possíveis soluções. Essas soluções passarão por um processo evolutivo e posteriormente por avaliações onde cada indivíduo, representando uma solução, recebe uma nota (aptidão). A cada nova geração, os melhores indivíduos permanecem, e os piores são descartados, assim como ocorre na teoria da evolução de Charles Darwin. As soluções de determinada população podem passar por modificações por meio de operadores genéticos - como mutação e cruzamento (*crossover*) - gerando filhos para a próxima geração. Os principais elementos utilizados no desenvolvimento de AGs são resumidos a seguir.

- Cromossomo: cadeia de dados, representando alguma informação relativa às variáveis do problema.
- Gene: unidade básica do cromossomo.
- População: conjunto de indivíduos (soluções).

- Geração: iterações realizadas pelos AGs para produzir novas populações de soluções.
- Função de Avaliação: função que calcula a aptidão de cada indivíduo (solução).
- Critério de Parada: interrupção da execução do AG a partir da satisfação de condições parametrizadas.
- Aptidão: pontuação gerada pela função de avaliação para determinado indivíduo da população.

No presente trabalho, os elementos anteriormente apresentados foram adaptados para adequação ao problema proposto. Nos próximos parágrafos, serão apresentadas as adequações realizadas.

Cromossomos: os cromossomos foram montados como tabelas tridimensionais, representando as disciplinas, horários e docentes alocados. Inicialmente, os cromossomos são gerados aleatoriamente (população inicial). Posteriormente, com a aplicação dos operadores genéticos, os mesmos evoluirão até se atingir a solução final.

Foram realizados diversos experimentos, utilizando as disciplinas do curso de Sistemas de Informação da Faculdade de Talentos Humanos (FACTHUS). Nestes experimentos, foram variados os parâmetros do AG, de acordo com a Tabela 1.

Tabela 1. Faixas de valores dos parâmetros nos experimentos realizados.

PARÂMETRO	VALORES
Taxa de Mutação	0.1% a 0.5%
Taxa de Cruzamento	60% a 90
Taxa Elitismo	0% a 100%
Quantidade de Soluções	100 a 1000
Quantidade de Geração	100 a 1000

Função de Avaliação: para cada docente alocado em um horário não preferencial, é atribuída uma penalização à solução obtida. Também ocorre penalização para o docente que já esteja alocado em outra disciplina, no mesmo horário. A partir da entrevista realizada com os usuários, foi definido como requisito que a mesma disciplina não pode ser alocada em horários consecutivos, no mesmo dia. Desta forma, nestes casos, a solução também é penalizada.

As pontuações de penalização foram determinadas de acordo com o seu grau de impacto na elaboração da grade horária. Experimentalmente, foi definida uma pontuação inicial de 10.000, que será reduzida a cada penalização recebida. As penalizações aplicadas são resumidas na Tabela 2.

Critério de Parada: o critério de parada foi definido a partir do número máximo de gerações analisadas. Desta forma, quando esse valor é alcançado, o indivíduo com maior aptidão dentro da última geração é considerado a melhor solução para o problema.

Os AGs utilizados nos experimentos foram implementados na linguagem orientada a objetos Java,

utilizando o ambiente de desenvolvimento integrado NetBeans. Os experimentos foram realizados em um computador com Windows 10 – 64 bits, processador Intel Core i5 – 3.33GHz, com 8 GB de RAM. Para geração dos gráficos de resultados foi utilizada a ferramenta RStudio.

Tabela 2. Tabela de penalizações da função de avaliação.

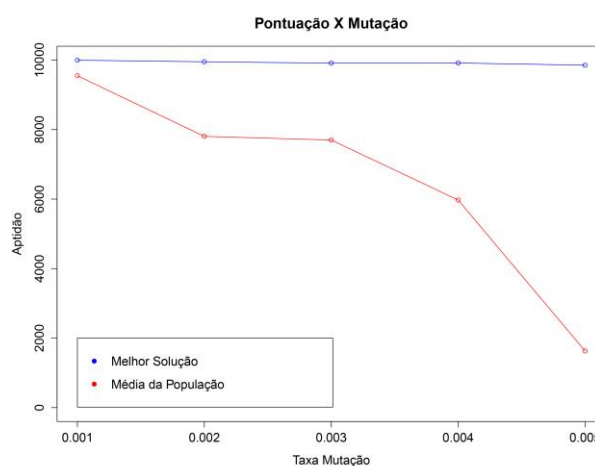
DESCRIÇÃO	PONTOS
Pontuação inicial	10.000
Penalização por alocação do docente em período não preferencial do mesmo	-1
Penalização por alocação de docente em período alocado a outra disciplina	-10
Penalização por horários consecutivos da mesma disciplina	-20

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com o objetivo de verificar sua influência no desempenho dos AGs desenvolvidos, foram realizados vários testes variando-se os cada um dos parâmetros de configuração dos AGs. Para tal, foi adotada uma configuração de referência, da qual varia-se apenas o parâmetro em observação. Para cada configuração, foram realizadas 10 execuções, calculando-se posteriormente a aptidão média destas execuções, para cada configuração. Os gráficos a seguir apresentam os resultados obtidos nestes experimentos, destacando, para cada experimento, a aptidão da melhor solução e a aptidão média da população.

A Figura 1 apresenta os resultados obtidos variando-se a taxa de mutação. Observa-se uma queda na aptidão média da população, na medida em que a taxa de mutação é aumentada. No entanto, pode-se observar que a aptidão da melhor solução não sofreu alterações com a variação da taxa de mutação.

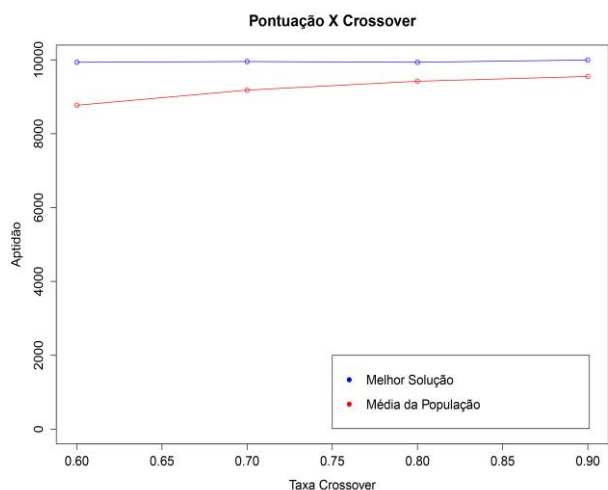
Figura 1. Influência da taxa de mutação no desempenho do AG.



A Figura 2 apresenta os resultados obtidos com a variação da taxa de cruzamento. Pelos testes realizados, é possível observar um aumento da aptidão média da população, na medida em que se aumenta a taxa de cruzamento. Assim como para a variação da taxa de

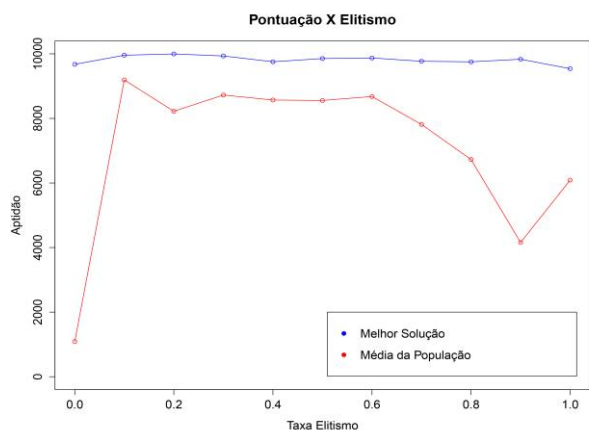
mutação, não foi observada variação da aptidão da melhor solução.

Figura 2. Influência da taxa de cruzamento no desempenho do AG.



A Figura 3 apresenta a influência do parâmetro elitismo no desempenho do AG. Tal parâmetro está relacionado à porcentagem de soluções de uma geração, que será mantida para a geração posterior (tomando-se as melhores soluções da geração atual). Pelos resultados obtidos, percebe-se que tal parâmetro possui forte influência, tanto na aptidão média da população como na aptidão da melhor solução. Os testes realizados indicam que os melhores valores destas métricas foram obtidos utilizando-se um elitismo de 0.1 (as 10% melhores soluções de uma geração são replicadas para a geração posterior).

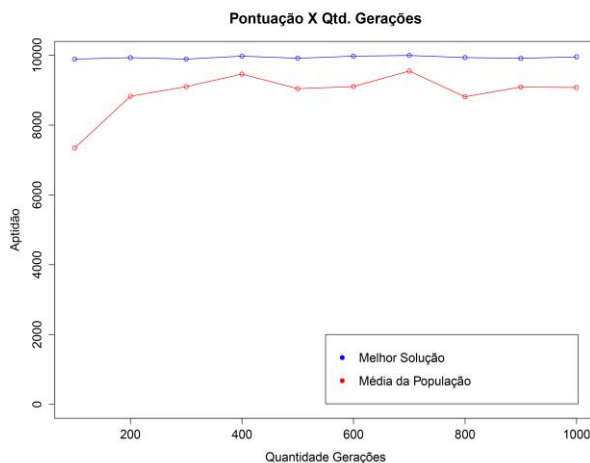
Figura 3. Influência do parâmetro elitismo no desempenho do AG.



Os resultados apresentados na Figura 4 correspondem à influência do número de gerações no desempenho do AG. Os experimentos realizados apresentaram os melhores resultados utilizando-se 700 gerações. Deve-se ressaltar que, por se tratar de um processo estocástico, não há garantias de que, com o aumento do número de gerações, a aptidão média da

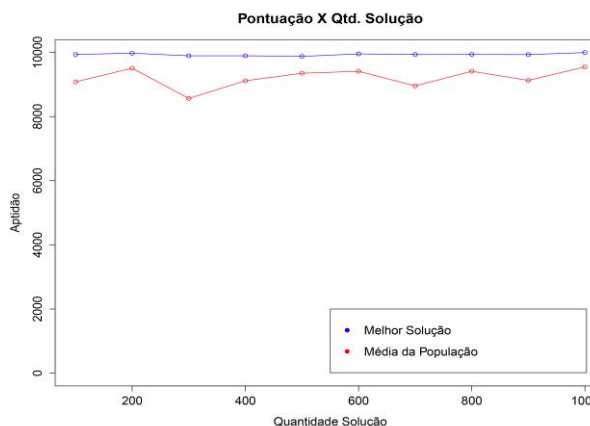
população também aumentará. Este fato pode ser observado para os resultados acima de 700 gerações, que apresentaram valores inferiores desta métrica.

Figura 4. Influência do número de gerações no desempenho do AG.



Na Figura 5 são apresentados os resultados referentes à variação do tamanho da população, que equivale à quantidade de soluções analisadas em cada geração. Os melhores resultados foram obtidos utilizando uma população de 200 soluções. Após este valor, não foram observadas variações significativas na aptidão da melhor solução, apesar da variação da aptidão média da população.

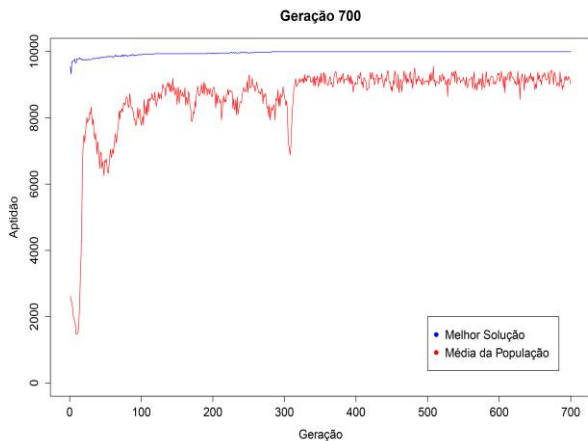
Figura 5. Influência do tamanho da população (quantidade de soluções) no desempenho do AG.



Os resultados apresentados pelas Figuras 1 – 5 permitiram a definição de uma configuração otimizada para o AG desenvolvido. Na Figura 6 é apresentada a evolução das soluções ao longo de 700 gerações, utilizando-se uma taxa de mutação de 0.001, taxa de cruzamento de 0.9, elitismo de 0.1 e população de 200 soluções. Observa-se uma variação não linear da média da população ao longo das gerações. Analogamente, é possível perceber a evolução da melhor solução de cada geração, com um aumento de sua aptidão ao longo das

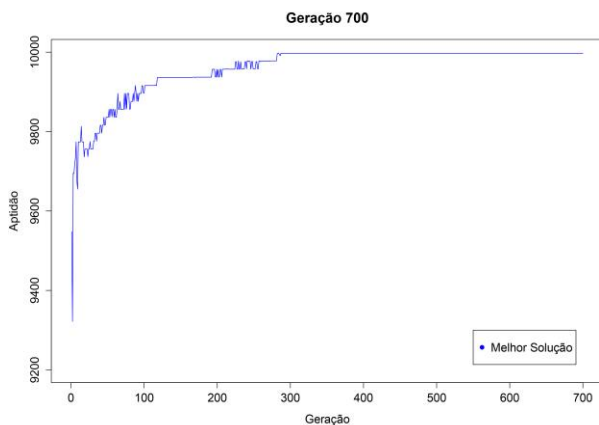
gerações. Deve-se destacar que a aptidão da solução final foi observada próximo à 300ª geração, não sendo observada melhoria desta solução até a 700ª geração.

Figura 6. Evolução da aptidão média da população e da melhor solução ao longo de 700 gerações.



A Figura 7 apresenta em destaque a variação da aptidão da melhor solução, ao longo das 700 gerações. Pode-se constatar a tendência de aumento da aptidão da melhor solução ao longo das gerações, apesar das variações observadas. Tal como na Figura 6, é possível observar que a aptidão da melhor solução foi obtida a partir da 300ª geração.

Figura 7. Evolução da aptidão da melhor solução ao longo de 700 gerações.



A Tabela 3 apresenta a solução ótima obtida com a execução do AG proposto neste trabalho. Para cada célula, é apresentada a sigla da disciplina (em negrito) seguida das iniciais do professor responsável (em itálico). Tal solução apresentou uma aptidão de 9.997, correspondendo a uma penalização de -3 devido à alocação de professores fora de seus horários preferenciais (células em destaque). A solução obtida não apresenta colisão de horários – o que inviabilizaria a solução – nem disciplinas em horários consecutivos no mesmo dia, conforme solicitação dos usuários entrevistados.

Tabela 3. Solução otimizada gerada pelo AG.

PER.	SEG.	TER.	QUA.	QUI.	SEX.
1°	FE <i>CL</i>	IC <i>RC</i>	TGA <i>CE</i>	MB <i>TA</i>	LP <i>AR</i>
	MB <i>TA</i>	LP <i>AR</i>	AE <i>LC</i>	AE <i>LC</i>	TGA <i>CE</i>
2°	CO <i>CE</i>	AOC <i>RB</i>	SC <i>CL</i>	AOC <i>RB</i>	CO <i>CE</i>
	ALP <i>RC</i>	II <i>RC</i>	CA <i>TA</i>	ALP <i>RC</i>	CA <i>TA</i>
3°	AS <i>FM</i>	AP <i>CE</i>	ED <i>FM</i>	AP <i>CE</i>	ED <i>FM</i>
	SO <i>RB</i>	AS <i>FM</i>	ET <i>CE</i>	ET <i>CE</i>	SO <i>RB</i>
4°	ES <i>RC</i>	POO <i>FM</i>	BD <i>BR</i>	ES <i>RC</i>	BD <i>BR</i>
	RC <i>DM</i>	ASO <i>DM</i>	ASO <i>DM</i>	RC <i>DM</i>	POO <i>FM</i>
5°	GPS <i>RB</i>	ABD <i>BR</i>	RW <i>DM</i>	DV <i>CL</i>	IHM <i>RC</i>
	ABD <i>BR</i>	MPC <i>CL</i>	SD <i>RB</i>	GPS <i>RB</i>	DSOO <i>BR</i>
6°	GTI <i>EO</i>	ASR <i>DM</i>	QS <i>RC</i>	ASR <i>DM</i>	CG <i>TO</i>
	DSW <i>FM</i>	CG <i>TO</i>	GTI <i>EO</i>	DSW <i>FM</i>	QS <i>RC</i>
7°	SE <i>TO</i>	PI <i>ES</i>	IA <i>RB</i>	SAI <i>EO</i>	IA <i>RB</i>
	FHM <i>TO</i>	CM <i>BR</i>	OE <i>ES</i>	SE <i>TO</i>	FHM <i>TO</i>
8°	PEI <i>BR</i>	ACE <i>LC</i>	OP <i>TO</i>	PEI <i>BR</i>	TCC <i>ES</i>
	EP <i>ES</i>	PRI <i>RB</i>	ITSI <i>RC</i>	ITI <i>EO</i>	EP <i>ES</i>

CONCLUSÃO

Os experimentos apresentados neste trabalho possibilitaram a avaliação da influência de cada um dos parâmetros de configuração no desempenho do AG, considerando-se a resolução do problema proposto. Durante a realização dos mesmos foi constatado que parâmetros como o tamanho da população ou a quantidade de gerações podem impactar significativamente o tempo de processamento. No entanto, com o aumento da população, obtém-se uma maior diversidade genética (tendo em vista

o aumento do espaço de busca) o que possibilita a análise de um maior número de possíveis soluções para o problema em questão. O AG desenvolvido foi capaz de encontrar uma solução satisfatória para o problema proposto, dentro das condições estabelecidas pelos usuários.

Como melhoria, pretende-se integrar à solução desenvolvida restrições referentes à utilização do espaço físico da instituição (quantidade de alunos comportados pelos espaços físicos disponíveis), bem como o gerenciamento de recursos de informática, audiovisuais e de multimídia (laboratórios de computadores, salas com projetores multimídia, dentre outros).

REFERÊNCIAS

ATTILA, H. Comparing genetic operators for the timetabling problem. **SAMI 2015 - IEEE 13th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics.**, pp. 53-57, Jan. 2015.

EVEN, S.; ITAI, A.; SHAMIR, A. On the complexity of time table and multi-commodity flow problems. **Symposium on Foundations of Computer Science**, pp. 184-193, Oct. 1975.

ESTÉFANE G. M. L.; ANDRÉ C. P. L. F. C. Sistemas Inteligentes: Aplicações A Recursos Hídricos. **Introdução Aos Algoritmos Genéticos.**, cap. 3, pp. 87-148, 2008.

GOLDBERG, D. E. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning** . Addison, 1989.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. MIT Press, 1975.

LINDEN, R. **Algoritmo Genético**. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda - 3º ed, 2012.

OBITKO, M. **Introdução aos Algoritmos Genéticos**. Traduzido por: MANOEL, H. P. Disponível em: <http://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms/portuguese/>. Acesso em 03/08/2015.