

ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO BASEADA EM SISTEMAS INTELIGENTES APLICADA AO PROBLEMA DE GERAÇÃO DE GRADES HORÁRIAS

Daniela Oliveira Francisco, Ivan Nunes da Silva

Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia Elétrica, Laboratório de Automação Inteligente de Processos e Sistemas

doliveira@sc.usp.br, insilva@sc.usp.br

Resumo – A geração automática de grades horárias é um problema clássico encontrado na literatura, pois em qualquer instituição de ensino, uma grade horária de qualidade é um requisito crítico. Em grande parte das instituições de ensino, a geração de grades horárias é realizada manualmente, o que vem a tornar este processo custoso e sujeito a falhas. Diversas abordagens são também encontradas na literatura para resolução deste problema, nas quais foram aplicados métodos de busca estocástica, devido à sua inerente complexidade. As estratégias de busca formuladas e comparadas no presente trabalho foram baseadas no uso de algoritmos genéticos e de sistemas imunológicos artificiais. Tais técnicas foram capazes de fornecer soluções de qualidade para o problema de geração automática de grades horárias.

Palavras-chave – Algoritmos Genéticos, Sistemas Imunológicos Artificiais, Problema de Geração de Grades Horárias, Otimização de Sistemas.

1 Introdução

A geração de grades horárias de qualidade é um fator crítico em qualquer instituição de ensino, tanto em escolas de ensino fundamental/médio como em universidades. Este problema é considerado complexo, pois devem ser relacionados diversos recursos, tais como horários, disciplinas, professores, alunos, entre outros, conforme relacionado em [1].

Existem diversas abordagens para o problema de geração de grades horárias, nas quais as restrições podem variar de acordo com as particularidades da instituição de ensino investigada [2].

Em [3], os autores afirmam que a geração de grades horárias deve satisfazer as restrições impostas pelas instituições de ensino na qual o problema foi baseado. Quanto mais restrições forem atendidas pelas soluções geradas, mais adaptadas se encontrarão tais soluções.

As restrições possuem graus de relevância, sendo que restrições de alto grau podem invalidar uma solução, enquanto aquelas restrições de baixo grau não invalidam uma solução, porém, afetam o seu desempenho, conforme descrito em [3]. É importante ressaltar que a complexidade deste problema está diretamente relacionada à adição de restrições de recursos.

O sistema de otimização de grades horárias proposto neste trabalho é um procedimento sistemático e automático, no qual serão geradas tabelas contendo todas as disciplinas de um determinado curso, organizadas de acordo com o semestre correspondente, satisfazendo-se também as disponibilidades de recursos impostas.

No presente trabalho foram então aplicados e confrontados os resultados de simulações de dois métodos de busca e otimização, i.e., algoritmos genéticos e sistemas imunológicos artificiais. Os algoritmos genéticos (AG) e os sistemas imunológicos artificiais (SIA) são caracterizados como algoritmos evolucionários, inspirados em metáforas biológicas. Neste caso, os AG são inspirados na teoria da evolução de Darwin, enquanto os SIA são baseados no sistema imunológico natural [5]. Como principal contribuição, sistemas de apoio à decisão, responsáveis pela geração automática de grades horárias, foram então desenvolvidos, baseados em AG e SIA, levando-se em consideração as restrições mais comuns encontradas na literatura.

Todo o escopo deste trabalho é dividido em sete seções, conforme descrito a seguir. A Seção 2 descreve o funcionamento dos algoritmos genéticos, os quais foram aplicados na presente pesquisa. A Seção 3 apresenta os sistemas imunológicos artificiais, destacando-se o funcionamento do algoritmo de seleção clonal, o qual foi também aplicado. A Seção 4 descreve o problema de geração de grades horárias, assim como os algoritmos desenvolvidos e os parâmetros que foram adotados em suas configurações. A Seção 5 apresenta os resultados das aplicações desenvolvidas. Finalmente, a Seção 6 tece as conclusões e principais contribuições do trabalho apresentado.

2 Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos foram introduzidos com o objetivo de explicitar os processos de adaptação em sistemas naturais a fim de se desenvolver sistemas artificiais, simulados em computador, os quais retenham aqueles mecanismos originais encontrados em sistemas naturais.

Segundo [4], algoritmos genéticos são técnicas de busca estocástica inspiradas na teoria darwinista e em conceitos da genética natural. Os resultados advindos da imitação e simulação computacional dos processos naturais são muito interessantes.

Em uma determinada população, indivíduos com características genéticas superiores possuem maiores chances de sobreviver e de produzir indivíduos cada vez mais aptos, assim como aqueles indivíduos menos aptos tenderão a desaparecer da população.

Dado um problema de otimização qualquer, os algoritmos genéticos buscam a resposta a partir de um conjunto aleatório de soluções. Cada uma dessas soluções é chamada de indivíduo ou cromossomo. Um indivíduo representa completamente uma solução para o problema tratado. Desta forma, algoritmos genéticos favorecem a combinação de indivíduos mais aptos, ou mais promissores à solução de um determinado problema, trabalhando-se com codificação do conjunto de parâmetros e não com os próprios parâmetros.

Durante o processo evolutivo, a população é avaliada da seguinte forma: cada indivíduo recebe uma nota, o *fitness*, que reflete a sua habilidade de adaptação a um determinado ambiente. São simulados os processos de seleção natural a partir de indivíduos com maior aptidão.

Operadores genéticos são aplicados em indivíduos selecionados, originando, conseqüentemente, novos indivíduos. Novas populações são então geradas até que a condição de parada seja satisfeita. Uma condição de parada pode ser definida por meio da especificação de um número máximo de gerações, ou então, quando da obtenção de uma solução satisfatória para o problema.

Adicionalmente, os algoritmos genéticos operam sobre uma população de soluções candidatas em paralelo. Buscas em diferentes áreas do espaço de solução são realizadas, alocando-se um número de membros apropriado para a busca em diversas regiões. Desta forma, tal técnica possui maior chance de atingir as áreas mais promissoras do espaço de busca, devido a trabalharem com uma população de soluções e não um único ponto.

Um cromossomo possui o seu genótipo, representando a codificação da solução, e o seu fenótipo, o qual representa uma possível solução para o problema. Normalmente, os cromossomos são listas de atributos ou vetores, onde cada atributo é conhecido como gene e seus possíveis valores são denominados alelos.

Os algoritmos genéticos pertencem à classe de algoritmos probabilísticos; porém, estes não são métodos de busca puramente aleatórios, pois combinam métodos de busca diretos e estocásticos.

Os algoritmos genéticos têm se mostrado eficientes na busca de soluções ótimas (ou satisfatórias) em uma vasta classe de problemas de otimização, pois não são impostas muitas limitações, como encontradas nos métodos tradicionais. Embora esta técnica possa parecer simplista, se comparada às estruturas biológicas naturais, são suficientemente complexas para fornecer mecanismos robustos de busca adaptativa.

3 Sistemas Imunológicos Artificiais

Os sistemas imunológicos artificiais pertencem à área de pesquisa inspirada nos sistemas naturais, denominada sistemas biologicamente inspirados. Os sistemas bio-inspirados possuem o propósito de modelar computacionalmente os mecanismos encontrados na natureza. Os sistemas imunológicos artificiais pertencem à classe de algoritmos bio-inspirados a partir do sistema imunológico natural.

O sistema imunológico natural é responsável por proteger os organismos animais de agentes patogênicos. Durante todo o período de vida de um indivíduo, o seu sistema imunológico será constantemente adaptado, tendo-se a finalidade de reconhecer os agentes nocivos e apresentar uma eficiente resposta ao ser atacado pelo mesmo agente patogênico. Como resultado do processo de adaptação, será então desenvolvida a memória imune do indivíduo, a qual forma o sistema de defesa imune. A capacidade do sistema imunológico adquirido de se adaptar, quando exposto pela primeira vez a um antígeno, e de criar anticorpos específicos para gerar uma resposta imune, fornece a base para a teoria da seleção clonal.

O algoritmo de seleção CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), proposto por [5], se fundamentou a partir do princípio da seleção clonal. O CLONALG possui as etapas de inicialização da população, processo de expansão clonal, variação da população, conforme explanado a seguir:

- Geração aleatória da população inicial de anticorpos. Cada anticorpo da população representa uma solução que atende completamente o problema tratado;
- Avaliação da população através da função objetivo, a qual determina a afinidade de cada anticorpo;
- Por meio do processo de seleção por afinidade, os n melhores anticorpos da população serão escolhidos e submetidos à expansão clonal. O processo de expansão clonal consiste na clonagem dos anticorpos escolhidos e maturação dos clones, tendo-se aqui o propósito de aperfeiçoar tais soluções;
- Cada novo anticorpo gerado (a partir da expansão clonal) será avaliado e sua afinidade será confrontada com a afinidade do anticorpo original. Aquele com maior representatividade será inserido na nova população;
- Por fim, será inserida a diversidade na população, com o objetivo de evitar a convergência prematura do algoritmo: os w piores anticorpos serão substituídos por w novos anticorpos;

- Os processos de avaliação, seleção clonal, expansão clonal e inserção de diversidade genética serão repetidos até que seja satisfeito o critério de parada previamente definido.

O algoritmo descrito torna possível realizar a busca local através da maturação dos clones, assim como a busca global, por meio da inserção de diversidade na população.

Segundo [6], a solução para o problema tratado é obtida a partir de soluções adaptadas durante todo o processo evolutivo do CLONALG, inerente à memória imune natural, a qual é aperfeiçoada durante toda a vida de um indivíduo.

4 Otimização de Grades Horárias Baseada em Sistemas Inteligentes

Segundo [7], o problema de otimização de grades horárias é considerado um problema do tipo NP-Completo, devido à complexidade matemática encontrada. Desta forma, devem ser aplicados métodos de busca estocástica e não determinísticos.

Os métodos de busca aplicados neste trabalho, com propósito de solucionar o problema de geração de grades horárias, são os algoritmos genéticos e o algoritmo de seleção clonal, devido aos resultados satisfatórios já encontrados na literatura relacionada, quando aplicados em problemas de otimização.

Neste trabalho foram desenvolvidos dois sistemas de apoio à decisão, no qual foram combinadas técnicas heurísticas aos algoritmos genéticos e ao algoritmo de seleção clonal. O propósito desta investigação é realizar uma análise comparativa entre as duas técnicas a fim de verificar qual delas apresenta resultados mais promissores para a resolução do problema de geração automática de grades horárias. Tal problema possui características e restrições que podem variar de acordo com a instituição de ensino, cuja implementação é destinada. Foram também adotadas aqui as restrições de alto grau, ou seja, se alguma destas restrições for violada, o resultado gerado será inválido.

O gerador de grades horárias desenvolvido é um procedimento sistemático e automático, no qual são geradas grades horárias contendo todas as disciplinas de um determinado curso, organizadas de acordo com o semestre correspondente, satisfazendo-se ainda as seguintes disponibilidades de recursos:

- Disciplinas de um mesmo semestre não podem ser alocadas no mesmo horário;
- Disciplinas ministradas por um determinado professor não podem ser alocadas no mesmo horário;
- Deve ser verificada a disponibilidade de cada professor, sendo que não pode ser alocada disciplina no horário de sua indisponibilidade.

Os algoritmos desenvolvidos, AG e CLONALG, possuem estruturas de dados e algumas funções computacionais similares, as quais serão apresentadas a seguir.

4.1 Representação das Soluções Candidatas

Neste trabalho, a codificação de cada cromossomo (no AG) ou anticorpo (no CLONALG) representa uma grade de horários completa, contendo todas as disciplinas do curso com suas informações, organizadas de acordo com o semestre as que pertencem. A codificação dos cromossomos e dos anticorpos é composta por uma cadeia finita de elementos, os quais são representados por uma estrutura de dados contendo as seguintes informações:

- Código da disciplina;
- Semestre em que pertence a disciplina;
- Nome da disciplina;
- Professor que ministra a disciplina;
- Carga horária da disciplina;
- Um horário na grade, o qual representa o dia da semana e a hora que será alocada a disciplina.

Para se obter as informações necessárias para a manipulação dos algoritmos AG e CLONALG, foram então desenvolvidos dois bancos de dados em SQL Server 2008, os quais possuem as arquiteturas apresentadas nas Figuras 1 e 2, respectivamente.

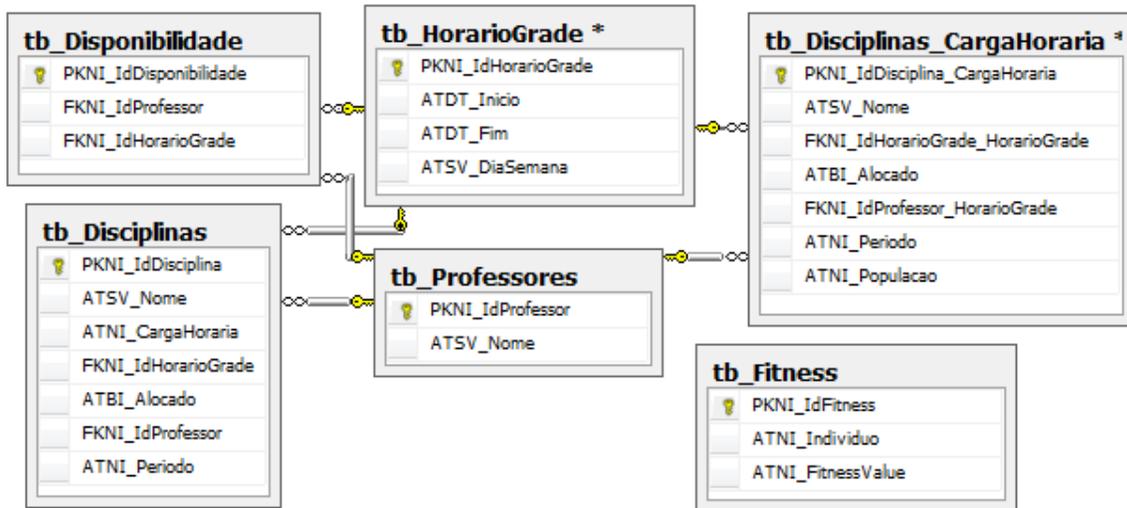


Figura 1 – Arquitetura do banco de dados *Timetabling* utilizado no algoritmo genético.

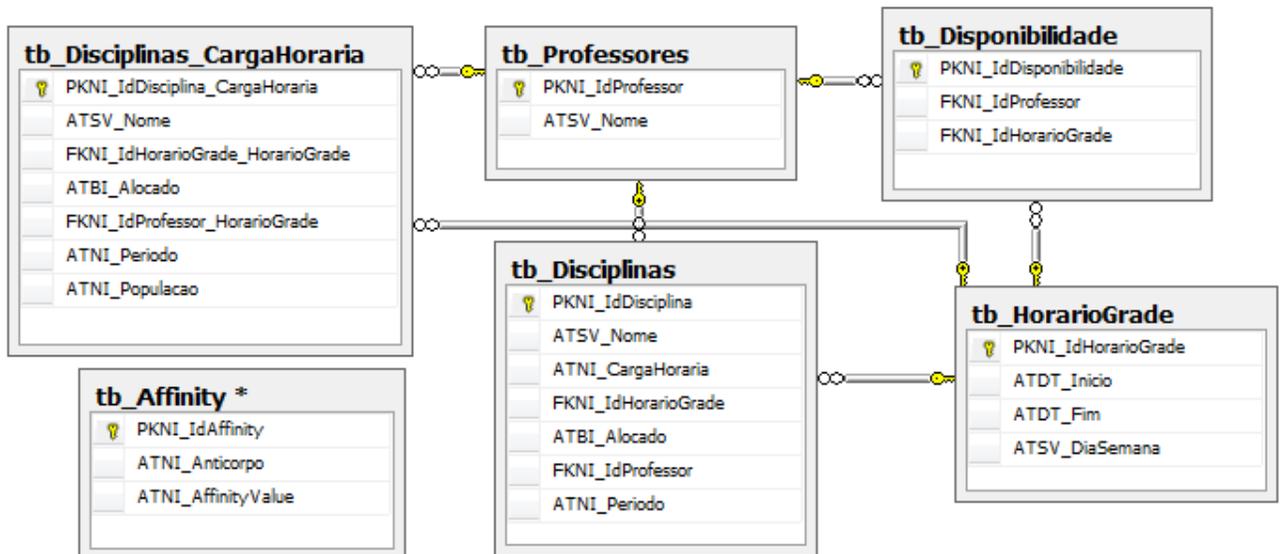


Figura 2 – Arquitetura do banco de dados *Timetabling* utilizado no algoritmo de seleção clonal.

Os sistemas desenvolvidos são genéricos e, desta forma, podem ser aplicados na geração de grades horárias de qualquer curso. O usuário deve, primeiramente, cadastrar as informações necessárias, conforme descrito a seguir:

- Cursos da universidade;
- Horários de aula de cada dia da semana e período (diurno, vespertino ou noturno);
- Disciplinas do curso;
- Professores;
- Disponibilidade de cada professor em cada horário de aula.

4.2 Inicialização da População

A geração da população inicial em ambos os algoritmos é realizada por meio de uma função computacional que determina aleatoriamente a codificação das soluções, sempre combinada às técnicas heurísticas, pois a sua inicialização totalmente aleatória resultaria em soluções cujos valores de *fitness* (no AG) e afinidade (no CLONALG) obtidos seriam elevados, assim como o custo computacional para alcançar a convergência dos algoritmos. As técnicas heurísticas adotadas tendem a gerar uma população melhor adaptada, na qual são verificados os horários em que o professor não está disponível na

universidade e, conseqüentemente, não deve ser alocado. Desta forma, uma das restrições do problema é satisfeita na inicialização da população.

As grades horárias resultantes possuem a estrutura representada na Figura 3.

Horários	2ª Feira	3ª Feira	4ª Feira	5ª Feira	6ª Feira	Sábado
7:00	1	7	13	19	25	31
7:50	2	8	14	20	26	32
8:50	3	9	15	21	27	33
9:40	4	10	16	22	28	34
10:10	5	11	17	23	29	35
11:30	6	12	18	24	30	36
12:30	37	43	49	55	61	67
14:20	38	44	50	56	62	68
15:20	39	45	51	57	63	69
16:10	40	46	52	58	64	70
17:10	41	47	53	59	65	71
18:00	42	48	54	60	66	72
19:00	73	77	81	85	89	
19:50	74	78	82	86	90	
20:50	75	79	83	87	91	
21:40	76	80	84	88	92	

Figura 3 – Representação tabular de uma grade horária.

Desta forma, grades horárias para todos os semestres são geradas e estarão de acordo com a quantidade de aulas existentes no curso.

4.3 Função de Avaliação e Condição de Parada

A função objetivo, na qual determina a *fitness* (no AG) ou a afinidade (no CLONALG), aplicada na avaliação de cada candidato visa encontrar uma solução viável, na qual todas as restrições são satisfeitas e, desta forma, o resultado obtido possui valor igual a zero. Neste trabalho, o *fitness* e a afinidade foram definidos como um contador que é incrementado cada vez que uma solução possui uma característica que viola alguma das restrições impostas.

A disponibilidade dos professores em cada horário da grade horária é armazenada em uma tabela, devidamente relacionada à tabela de professores e de horários da grade, a qual possui o código do professor e o horário em que o mesmo não estará disponível na universidade. O sistema realiza uma verificação nesta tabela e caso o professor não possua disponibilidade no horário em que foi alocado, o *fitness* (ou a afinidade) deve ser então incrementado.

Na inicialização da população, a restrição de disponibilidade do professor é verificada; porém, durante o processo de *crossover* (no AG) e de expansão clonal (no CLONALG), que serão descritos a seguir, pode ocorrer a violação desta restrição.

Sempre que alguma das restrições de recursos impostas for violada, o *fitness* (ou a afinidade) deve ser obrigatoriamente incrementado. A condição de parada imposta neste trabalho é de se obter como resultado da função objetivo um valor igual a zero, ou seja, quando for obtida uma solução que, ao ser avaliada, será considerada ótima, pois nenhuma das restrições foi violada e uma grade horária factível foi gerada.

4.4 Métodos de Seleção

O método de seleção utilizado aqui a fim de escolher as soluções para a próxima geração e para aplicação de operadores genéticos no AG, assim como para se aplicar o processo de expansão clonal no CLONALG, foi o método no qual se busca as melhores soluções para o problema tratado: método de seleção por *Rank* (no AG) e método de seleção por afinidade (no CLONALG). Em ambos os métodos de seleção, as *n* soluções com os melhores valores obtidos através da função objetivo serão escolhidas.

A seguir, os parâmetros distintos de cada uma das técnicas adotadas nesta investigação serão descritos.

4.5 Operadores Genéticos Aplicados no AG: Mutação e Crossover

Os operadores genéticos são utilizados no AG com a finalidade de inserir diversidade na população e alcançar o objetivo desta pesquisa, i.e., encontrar uma grade horária factível. Os operadores genéticos adotados foram a mutação e o *crossover*.

A mutação tem por objetivo inserir uma pequena diversidade na população. Assim, recomenda-se utilizar uma baixa taxa de mutação, a fim de que não sejam perdidos os avanços alcançados por meio da adoção dos métodos heurísticos usados na inicialização da população. Os passos utilizados para realizar a mutação foram os seguintes:

- Definir a taxa de mutação;
- Escolher aleatoriamente os indivíduos a serem mutados;

- Sortear dois pontos diferentes na grade horária, a fim de que os indivíduos selecionados tenham estes horários trocados na grade horária;
- Trocar todos os pontos selecionados nos indivíduos sorteados, em todos os semestres;
- Avaliar os indivíduos gerados.

A mutação adotada aqui não viola as restrições respeitadas, pois a troca é feita em todos os semestres da solução. Um exemplo de mutação pode ser examinado nas Figuras 4(a) e 4(b).

Horários	2ª Feira	3ª Feira	4ª Feira	5ª Feira	6ª Feira	Sábado
7:00	1	7	13	19	25	31
7:50	2	8	14	20	26	32
8:50	3	9	15	21	27	33
9:40	4	10	16	22	28	34
10:10	5	11	17	23	29	35
11:30	6	12	18	24	30	36
12:30	37	43	49	55	61	67
14:20	38	44	50	56	62	68
15:20	39	45	51	57	63	69
16:10	40	46	52	58	64	70
17:10	41	47	53	59	65	71
18:00	42	48	54	60	66	72
19:00	73	77	81	85	89	
19:50	74	78	82	86	90	
20:50	75	79	83	87	91	
21:40	76	80	84	88	92	

(a)

Horários	2ª Feira	3ª Feira	4ª Feira	5ª Feira	6ª Feira	Sábado
7:00	1	7	13	19	25	31
7:50	2	8	14	20	26	4
8:50	3	9	15	21	27	33
9:40	32	10	16	22	28	34
10:10	5	11	17	23	29	35
11:30	6	12	18	24	30	36
12:30	37	43	49	55	61	67
14:20	38	44	50	56	62	68
15:20	39	45	51	57	63	69
16:10	40	46	52	58	64	70
17:10	41	47	53	59	65	71
18:00	42	48	54	60	66	72
19:00	73	77	81	85	89	
19:50	74	78	82	86	90	
20:50	75	79	83	87	91	
21:40	76	80	84	88	92	

(b)

Figura 4 - Representação tabular de uma grade horária na qual será aplicada a mutação (a), e representação tabular de uma grade horária após a realização da mutação (b).

Já o *crossover* realiza o cruzamento entre dois cromossomos selecionados aleatoriamente, gerando-se assim um novo cromossomo, que possui as características dos dois cromossomos originais. O novo cromossomo deve ser verificado e, se necessário, deve ser também reestruturado, pois poderá violar todas as restrições impostas pelo problema tratado. Os passos utilizados para realizar o *crossover* foram os seguintes:

- Selecionar a taxa de *crossover*;
- Selecionar aleatoriamente os indivíduos nos quais será aplicado o *crossover*;
- Selecionar um ponto de corte, que corresponderá a um horário da grade horária;
- Para a geração do novo indivíduo, utilizar-se-ão os genes de um cromossomo até o ponto de corte, sendo que o restante dos genes será extraído do próximo cromossomo, a partir do ponto de corte até o final da grade horária;
- Verificar no novo cromossomo gerado se todas as disciplinas foram alocadas;
- Corrigir (se necessário) o novo cromossomo a fim de que todas as disciplinas constem no seu devido semestre, com a carga horária correta;
- Avaliar os novos indivíduos gerados.

4.6 Expansão Clonal do CLONALG

O processo de expansão clonal existente no CLONALG possui as seguintes etapas: clonagem dos n melhores anticorpos, maturação dos clones e sua avaliação.

A quantidade de clones selecionados foi obtida a partir da seguinte equação:

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}\left(\frac{\beta \cdot N}{i}\right) \quad (1)$$

onde N_c representa o total de clones gerados; β representa o fator de multiplicação, aqui definido como $\beta = 1$; N representa a quantidade de anticorpos da população; e *round* é o operador responsável por transformar o resultado numérico em um valor inteiro [6].

A maturação corresponde à mutação aplicada nos clones, cuja taxa é calculada inversamente proporcional à sua afinidade. A maturação aqui adotada consiste nos seguintes passos:

- Sortear pontos diferentes na grade horária selecionada e clonada, a fim de que estes horários sejam trocados;
- Trocar todos os pontos selecionados em cada clone, em todos os semestres;

- Avaliar os novos anticorpos gerados;
- Verificar, através da análise comparativa entre os valores de afinidade, se o novo anticorpo possui maior representatividade na população que aquele anticorpo no qual o originou.

Após o processo de maturação, as grades horárias são avaliadas, sendo inseridos na subpopulação aqueles anticorpos com melhor afinidade.

4.7 Inserção de Diversidade na população do CLONALG

O processo de introdução de diversidade na população consiste na substituição de grades horárias com piores valores de afinidade por novas soluções, geradas através da função computacional que determina aleatoriamente a codificação das soluções, sempre combinada às técnicas heurísticas, conforme realizado na geração da população inicial deste algoritmo.

4.8 Representação dos Algoritmos Desenvolvidos

Os algoritmos desenvolvidos podem ser representados mediante os fluxogramas apresentados nas Figuras 5 e 6.

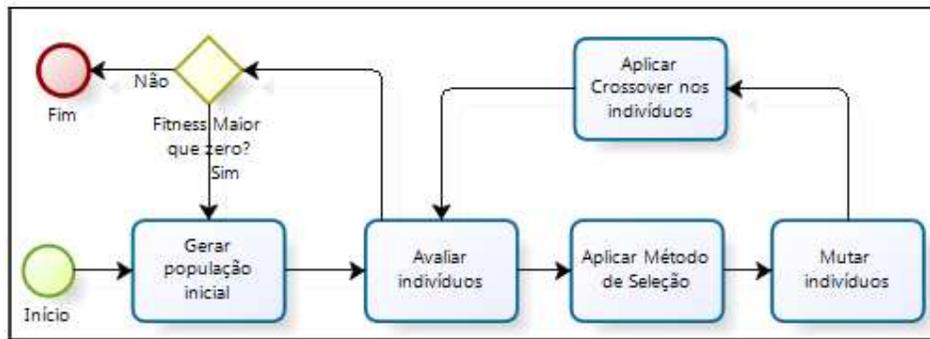


Figura 5 - Representação gráfica do algoritmo genético adotado na otimização de grades horárias.

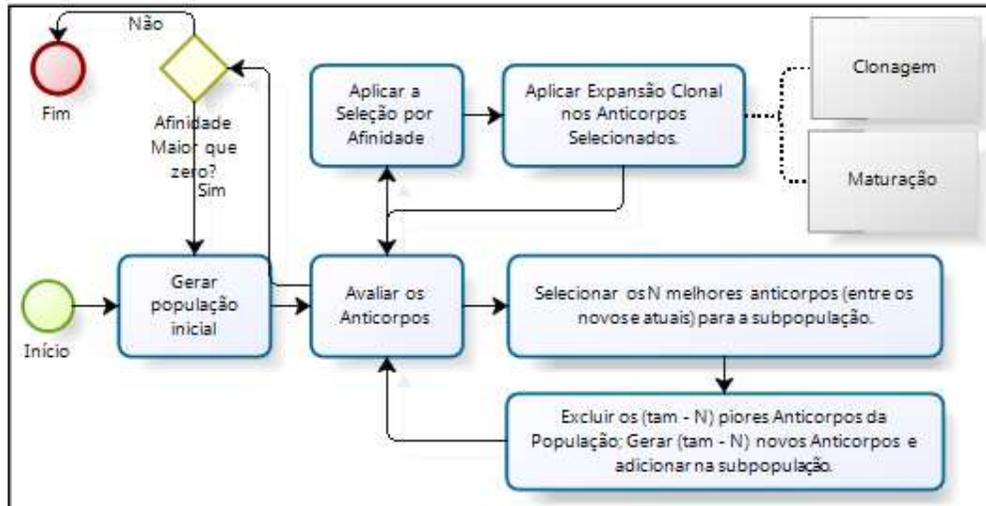


Figura 6 - Representação gráfica do algoritmo de seleção clonal adotado na otimização de grades horárias.

Por intermédio dos algoritmos apresentados, grades horárias factíveis foram obtidas, conforme os resultados apresentados na próxima seção.

5 Resultados de Simulação

A seguir serão apresentados resultados de algumas das execuções dos sistemas de apoio à decisão desenvolvidos. A Tabela 1 possui os dados que se referem às taxas de mutação e *crossover* aplicadas, assim como a quantidade de gerações que foram necessárias para se obter uma grade horária válida por meio dos algoritmos genéticos.

Tabela 1 – Resultados de simulação do AG.

Taxa de mutação	Taxa de <i>crossover</i>	Gerações
10%	80%	594
3%	30%	812
5%	60%	636

Foram realizados diversos testes, com a finalidade de se buscar a melhor taxa de *crossover* e mutação para esta aplicação. O objetivo é obter grades horárias válidas com o menor custo computacional.

A Tabela 2 possui os resultados obtidos a partir de algumas execuções do algoritmo de seleção clonal desenvolvido.

Tabela 2 – Resultados de simulação do CLONALG.

Execução	Quantidade de Iterações
01	509
02	477
03	409

6 Conclusão

O trabalho proposto objetivou realizar uma análise comparativa entre os resultados obtidos a partir dos algoritmos genéticos e sistemas imunológicos artificiais quando aplicados na solução do problema de geração de grades horárias em instituições de ensino.

Como principal contribuição deste trabalho, sistemas de apoio à decisão, responsáveis pela geração automática de grades horárias factíveis, foram desenvolvidos, os quais foram baseados nos parâmetros mais comuns adotados por universidades.

Como pode ser observado nos resultados apresentados nas Tabelas 1 e 2, o algoritmo de seleção clonal apresentou resultados superiores aos algoritmos genéticos, considerando-se aqui os parâmetros adotados.

A adoção de técnicas heurísticas adequadas na geração da população inicial foi um fator de sucesso nesta pesquisa, pois possibilitou obter convergência rápida em ambos os algoritmos desenvolvidos e, conseqüentemente, encontrar uma solução factível com baixo custo computacional.

7 Referências Bibliográficas

- [1] N. Pillay e W. Banzhaf, An Informed Genetic Algorithm for the Examination Timetabling Problem, **Applied Soft Computing**, 10(2010), 457 – 467.
- [2] Suyanto, An Informed Genetic Algorithm for University Course and Student Timetabling Problems, **Lecture Notes in Computer Science**, 6114(2010), 229 - 236.
- [3] Z. Wang, J. L. Liu, X. Yu, Self-Fertilization Based Genetic Algorithm for University Timetabling Problem, **Proceedings of the 1st ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation**, (2009), 1001 - 1004.
- [4] D. E. Goldberg, B. Korb, K. Deb, Messy Genetic Algorithms: Motivation, Analysis, and First Results, **Complex Systems**, 3(1989), 493 - 530.
- [5] Y. He, S. C. Hui, E. M. Lai, Automatic Timetabling Using Artificial Immune System, **Lecture Notes in Computer Science**, 3521(2005), 55 - 65.
- [6] L. N. de Castro, F. J. Von Zuben, Artificial immune systems: Part II – a survey of applications, **Technical report, FEEC/UNICAMP**, (2000).
- [7] Z. Yue, S. Li, L. Xiao, Solving University Course Timetabling Problems by a Novel Genetic Algorithm Based on Flow, **Lecture Notes in Computer**, 5854(2009), 214 - 223.