

## Autores | Authors

Rodrigo Fontes Cruz\*  
Gilson Pereira dos Santos Júnior\*\*  
[gilson.universidade@gmail.com]  
Lauro Barreto Fontes\*\*\*  
Marília dos Anjos Santos\*\*\*\*  
Brunna Lorenna Celestino da  
Silva\*\*\*\*\*

GERAÇÃO AUTOMÁTICA DE HORÁRIO  
ESCOLAR COM ALGORITMO GENÉTICOAUTOMATIC GENERATION OF SCHOOL  
TIMETABLING WITH GENETIC ALGORITHM

**Resumo:** Geração de horários escolares é uma tarefa complexa, custosa, geralmente manual e repetida periodicamente. O objetivo é alocar docentes às disciplinas considerando os recursos, os aspectos pedagógicos e organizacionais da instituição. No Xis, durante a execução deste trabalho, em 2016, a instituição possuía 10 cursos ofertados e mais de 1100 alunos matriculados. Neste cenário, 83% dos coordenadores gastavam entre 7 e 30 dias para criar os horários. Diante da problemática, foi desenvolvido um algoritmo genético para geração automática de horário. Um experimento 2k Fatorial foi executado para configurar os operadores genéticos. Constatou-se que a seleção dos melhores, em uma população de 4000 indivíduos durante 200 gerações e mutação de 3%, maximizou a aptidão. Esta configuração gerou os horários de um curso superior em 150 segundos e obteve 63% de aceitação na avaliação. Isso demonstra que é possível gerar horários rapidamente e atender às restrições.

**Palavras chave:** Escalonamento de horário escolar, algoritmo genético, otimização combinatória.

**Abstract:** *Generating school schedules is a complex, costly task, usually manual and periodically repeated. The objective is to allocate teachers to the disciplines considering the resources, pedagogical and organizational aspects of the institution. At Xis, during the execution of this work, in 2016, the institution had 10 courses offered and more than 1100 students enrolled. In this scenario, 83% of the coordinators spent between 7 and 30 days to create the schedules. To resolve this problem, a genetic algorithm was developed for automatic generation of time. A 2k Factorial experiment was run to configure the genetic operators. It was found that the selection of the best, in a population of 4000 individuals during 200 generations and a 3% mutation, maximized the aptitude. This configuration generated the hours of an graduate course in 150 seconds and obtained 63% acceptance in the evaluation. This demonstrates that it is possible to generate schedules quickly and meet constraints.*

**Keywords:** school timetabling, genetic algorithm, combinatorial optimization.

Recebido em: 30/04/2018

Aceito em: 29/06/2019

## INTRODUÇÃO

A geração de horários escolares é uma tarefa complexa para qualquer instituição de ensino, sendo um problema de difícil solução, principalmente, em decorrência da quantidade de variáveis (turmas, professores, disciplinas, salas etc.) e de restrições envolvidas no processo de escalonamento como, por exemplo, a necessidade da utilização de salas de aulas ou laboratórios específicos para disciplina, a utilização de recursos audiovisuais compartilhados, as particularidades do horário do docente, suas preferências e afinidades com o conteúdo a ser ministrado, além de aspectos organizacionais e pedagógicos da instituição.

É comum encontrar instituições de ensino que constroem os horários manualmente, como ocorre no Xis. O processo manual é lento, enfadonho, demanda esforço dos responsáveis para sua construção e, na maioria das vezes, não atende plenamente as restrições e nem as expectativas dos interessados: instituição, docentes e discentes. Além disso, qualquer modificação na distribuição de um horário, por mais simples que seja, resulta em retrabalho (ALMEIDA, 2015).

Ao longo dos anos, os pesquisadores buscaram alternativas para automatizar o processo de geração de grade de horários, especialmente, devido a complexidade do problema e natureza de difícil generalização.

A complexidade do problema é afetada exponencialmente pela quantidade de variáveis e influenciada pelo número de restrições envolvidas no escalonamento, inviabilizando a busca por uma solução ótima em um espaço de tempo aceitável (ALMEIDA, 2015). Isso se explica pelo fato do escalonamento de horário ser um problema da categoria NP-Completo, cuja principal característica é a inexistência de algoritmo capaz de encontrar a solução ótima em tempo polinomial (COLORNI et al., 1998).

Por outro lado, construir soluções genéricas para automatizar o processo de geração da grade de horários é difícil, visto que as restrições variam de acordo com a instituição de ensino (SOUSA et al., 2008).

A dificuldade de obtenção da solução ótima motivou os pesquisadores a utilizar métodos heurísticos. De acordo com Medeiros e Kripka (2012), os métodos heurísticos são normalmente inspirados em fenômenos que ocorrem na natureza e propõe modelos probabilísticos para encontrar soluções próximas ao ótimo de uma função. Esses métodos não fornecem

a garantia de que a solução obtida é a ótima, entretanto, convergem para uma solução próxima ao ótimo global. Dentre os métodos heurísticos encontrados, utilizados na resolução de problemas desta categoria, é possível citar os algoritmos genéticos.

Os algoritmos genéticos são técnicas heurísticas de otimização global que realizam uma “busca baseada numa metáfora do processo biológico de evolução natural” (LINDEN, 2012, p. 46). Nele, soluções do problema (indivíduos) são submetidas aos operadores genéticos de seleção, de cruzamento e de mutação e avaliadas através de uma função de aptidão. Após algumas gerações, o processo de evolução natural desses indivíduos, eventualmente, gerará uma boa solução para o problema, às vezes até a solução ótima (LINDEN, 2012).

O Xis oferta cursos em diferentes níveis e modalidades. Em 2016, o Campus já ofertava três cursos Integrados de Ensino Médio e Técnico, dois cursos Subsequentes ao Ensino Médio, dois cursos PROEJA (Programa Nacional de Integração da Educação Profissional com a Educação Básica na Modalidade de Educação de Jovens e Adultos) e três cursos de nível superior. Diante de tal cenário, construir o horário escolar era um desafio semestral para coordenadores e a gerência de ensino, pois deveriam escalonar 361 disciplinas entre os 90 docentes da instituição, considerando os aspectos didático-pedagógicos e as habilidades e competências de tais docentes.

Tal dificuldade foi constatada durante uma entrevista com coordenadores, assessoria pedagógica e gerência de ensino. Na ocasião, 83% dos coordenadores afirmaram que gastam entre 7 e 30 dias para propor o horário. Um tempo bastante excessivo e que poderia ser melhor empregado por eles em atividades de cunho didático-pedagógico ou gerencial.

Assim, o objetivo do presente foi desenvolver um algoritmo genético para automatizar a geração dos horários do Xis. Para tanto, foi conduzido um experimento 2k Fatorial a fim de otimizar os operadores genéticos e, em seguida, um estudo de caso para avaliar a qualidade do horário gerado pelo algoritmo para o curso de Xis do semestre 2016.1.

## FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

De acordo com Socha et al. (2003), o problema de construção de horários consiste em escalonar um conjunto de  $n$  eventos  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  em um conjunto de tempos  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$  e salas  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$  em que os eventos ocorre-

ção, considerando um conjunto de estudantes  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  que participarão dos eventos e o conjunto  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_p\}$  de características e recursos requisitadas no local.

As restrições são categorizadas em *hard* e *soft*. Restrições *hard* são as que não podem ser violadas em qualquer hipótese, pois causariam a inviabilidade da grade de horário. Já as restrições *soft*, são restrições desejáveis, que devem ser preferencialmente seguidas; sua violação, no entanto, não inviabiliza a solução (VIEIRA; MACEDO, 2011). Não alocar aulas simultâneas para um mesmo professor e não agendar aulas em salas sem os recursos necessários são exemplos de restrições *hard*. Enquanto, selecionar o professor com mais afinidade para ministrar disciplinas e evitar lacunas nos horários dos alunos são exemplos de restrições *soft*.

O problema de escalonamento de horários pode ser modelado como um problema de busca, problema de otimização ou combinação de ambos (SCHAERF, 1999). Ao ser modelado como um problema de busca, o algoritmo tenta satisfazer as restrições *hard* e obter uma solução viável. Já na abordagem de otimização, as restrições são agregadas a função objetivo e o algoritmo tenta reduzir ao máximo as violações das restrições. Já na combinação de abordagens, utiliza-se a estratégia de busca, para criar soluções viáveis, seguida pela técnica de otimização, a fim de reduzir a quantidade de restrições violadas e elevar a qualidade da solução.

Os algoritmos genéticos podem ser categorizados como uma combinação de abordagens, visto que essa é uma técnica de busca local que emprega técnica heurística para otimização global da solução.

## TRABALHOS RELACIONADOS

Os algoritmos genéticos vêm sendo aplicados, ao longo dos anos, na tentativa de solucionar o problema do escalonamento da grade de horário. Esses trabalhos podem ser classificados em abordagens de algoritmos genéticos puros e combinações com outras técnicas. As abordagens puras visam investigar o potencial do algoritmo genético para solucionar o problema, nessa categoria é possível citar os trabalhos de Hamawaki (2005), Fucilini et al. (2008), Vieira e Macedo (2011) e Nunes (2013).

Esses trabalhos apresentam semelhanças na representação vetorial do cromossomo, na população inicial gerada aleatoriamente, na seleção de pais com algoritmo da roleta viciada,

no cruzamento de um ponto (1PX) e na função de aptidão calculada a partir do somatório de restrições atendidas multiplicada pelo respectivo peso, adicionando bonificações ou penalizações.

As principais diferenças observadas foram na configuração dos operadores genéticos, motivando o estudo realizado neste trabalho. O tamanho da população, por exemplo, variou de 250 (NUNES, 2013) até 1500 (FUCILINI et al., 2008) indivíduos. Já o número de gerações, variou de 200 (VIEIRA; MACEDO, 2011) até 1000 (NUNES, 2013). A taxa de cruzamento variou de 4% (FUCILINI et al., 2008) até 95% (VIEIRA; MACEDO, 2011), enquanto a taxa de mutação variou de 0,1% (FUCILINI et al., 2008) até 5% (VIEIRA; MACEDO, 2011).

Nunes (2013) apresentou diferenciais que inspiraram este trabalho como, por exemplo, o uso da função de aptidão, proposta por Colorni et al. (1998) e também a implementação na linguagem Java com a biblioteca *Java Genetic Algorithms Package* (JGAP). Além disso, o autor propôs uma função de reparação para corrigir indivíduos infactíveis após os operadores de cruzamento e mutação, visando otimizar a convergência do algoritmo genético.

## PROCESSO MANUAL DE CONSTRUÇÃO DE HORÁRIOS

No Xis o processo de construção de horários é manual, demorado, sem padronização, realizado pelos coordenadores dos cursos, sob supervisão da gerência de ensino e avaliação da assessoria pedagógica.

Para compreensão do processo foi realizada uma entrevista, via questionário eletrônico (<http://tinyurl.com/processo-montagem-horario>), com os coordenadores dos cursos, no período de 11 a 22 de fevereiro de 2016. Foram obtidas 6 respostas, demonstrando que apenas 1 coordenador (16,7%) consegue realizar a atividade entre 1 e 8 horas, 2 deles (33,3%) gastam até 1 semana, outros 2 coordenadores (33,3%) gastam até 15 dias e, surpreendentemente, 1 entrevistado (16,7%) informou que demora até 1 mês para concluir. Esses números retratam a ineficiência do processo, bem como o tempo e o esforço gastos pelos coordenadores na construção do horário. É importante ressaltar que o mínimo ajuste no horário pode impactar em grandes modificações e desperdiçar o tempo e esforço dedicados.

Na M2 são selecionados dois genes aleatoriamente e estes têm seus horários permutados. Enquanto na M3 é selecionado um gene aleatoriamente e este tem seu horário substituído por um conjunto de horários livres.

## RESTRIÇÕES E FUNÇÃO DE APTIDÃO

A função de aptidão determina a qualidade de um cromossomo como solução para o problema (Linden, 2012). Neste trabalho, foi implementada a função de Colorni *et al.* (1998) para avaliar o cromossomo a partir das restrições *hard* e *soft*.

em que,

R é grade de horários avaliada;

$\epsilon$  é o número de infactibilidades na solução;

$s\Delta$  é a taxa de insatisfação de restrições didáticas;

$s\Omega$  é a taxa de insatisfação de restrições organizacionais

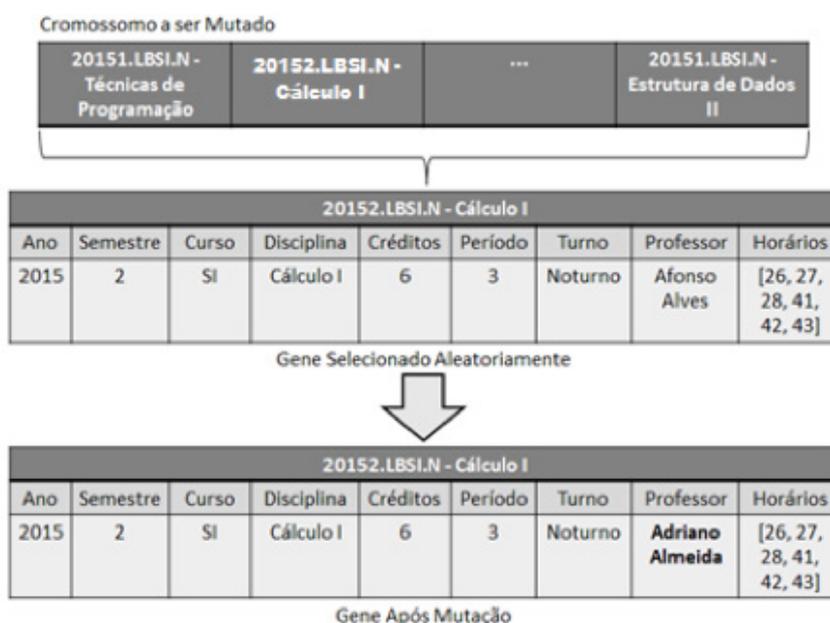
$s\Pi$  é a taxa de insatisfação de restrições dos docentes.

$\alpha$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  são pesos que refletem a importância das restrições na solução.

$\alpha$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  são pesos que refletem a importância das restrições na solução. Utilizou-se os pesos definidos por Colorni *et al.* (1998), ou seja,  $\alpha = 1000$ ,  $\beta_1 = 500$ ,  $\beta_2 = 100$  e  $\beta_3 = 300$ .

O valor de  $s\Delta$ ,  $s\Omega$  e  $s\Pi$  é originalmente obtido em Colorni *et al.* (1998) através do somatório das multiplicações entre o número de insatisfação dos requisitos da categoria e seu peso associado. Entretanto, por motivos de simplicidade, o valor dos pesos neste trabalho é igual a 1. Assim, o valor de  $s\Delta$ ,  $s\Omega$  e  $s\Pi$  passam a ser obtidos através de um somatório simples dos requisitos de cada categoria. Na Quadro 1, estão descritas as restrições *hard* e *soft* implementadas.

Figura 2 - Exemplo de Mutação M1.



Fonte: Próprio autor.

Quadro 1 - Restrições hard e soft implementadas.

Var	Descrição	Restrição	Tipo
$\mathfrak{S}_1$	Total de turmas de um mesmo período, curso e turno alocadas no mesmo horário.	Sobreposição de turmas	Hard
$\mathfrak{S}_2$	Total de docentes alocados a duas turmas no mesmo horário.	Sobreposição de docente	Hard
$\mathfrak{S}_3$	Total de docentes para os quais a carga horária atribuída é abaixo da mínima ou acima da máxima.	Limite de Carga Horária	Hard
$\Delta_1$	Total de ocorrência de aulas isoladas.	Aulas isoladas	Soft
$\Omega_1$	Total de docentes sem aulas alocadas na segunda e/ou na sexta.	Aulas às segundas e/ou sextas	Soft
$\Pi_1$	Total de aulas alocadas em horários que o professor está indisponível.	Disponibilidade do docente	Soft
$\Pi_2$	Desvio padrão das cargas horárias.	Homogeneidade	Soft
$\Pi_3$	Total de preferências do docente por disciplinas, mediante suas competências e habilidades.	Preferência do docente	Soft

Fonte: Próprio autor.

## MATERIAIS E MÉTODOS

Para otimizar os resultados obtidos no algoritmo genético para geração automática da grade de horários do Xis foi conduzido um experimento do tipo 2k Fatorial Completo. O objetivo era investigar como o tamanho da população, o número de gerações, o método de seleção dos indivíduos, a taxa de cruzamento e mutação afetam a convergência do algoritmo e, conseqüentemente, a qualidade do horário.

O experimento foi executado no período de 31/01/2016 a 01/02/2016 com a duração total de 20 horas 25 minutos e 41 segundos. O hardware utilizado foi um notebook com o processador Intel I7 3ª Geração contendo 8Gb de memória RAM e placa de vídeo da NVIDIA GeForce GT 630M com 2 GB DDR3 de memória dedicada.

Os dados obtidos foram analisados com estatística descritivas e análise de variância (ANOVA). Para auxiliar na atividade, utilizou-se o software gratuito RStudio e a linguagem R.

O design fatorial escolhido se caracteriza por realizar todas as combinações entre os níveis dos fatores do experimento. Logo, ele é indicado quando há necessidade de investigar a influência dos fatores e estudar os efeitos sobre a variável resposta. O experimento 2k Fatorial é um caso particular do design

de experimento fatorial em que estabelece 2 níveis (valores), máximo (+) e mínimo (-), para cada um dos k fatores. O estudo conduzido se inspirou no experimento 2k Fatorial realizado por Pinho et al. (2009).

Assim, foi conduzido um experimento 2<sup>k</sup> Fatorial com 5 fatores (k = 5), 2 níveis e 3 replicações para cada experimento, totalizando 96 execuções (25 \* 3). A replicação foi utilizada para estimar a variância do erro do experimento e investigar a adequabilidade do modelo ajustado. Os fatores foram: o tamanho da população, o número de gerações, o método de seleção dos indivíduos, a taxa de cruzamento e a taxa de mutação. Os níveis foram estabelecidos a partir do trabalho de Pinho et al. (2009) e com a observação do desempenho do algoritmo. A variável de resposta era a aptidão do indivíduo melhor ajustado. Além dessa informação, para cada execução era armazenado o tempo de resposta do algoritmo. No Quadro 2 estão descritos os fatores e níveis definidos.

Durante o estudo, foi garantida a ordem aleatória de execução dos experimentos para protegê-los de influências desconhecidas ou de fontes indesejáveis. Após otimizar a configuração dos operadores genéticos foi conduzido um estudo de caso para avaliar a qualidade do horário gerado automaticamente para a Coordenadoria do Xis sobre os requisitos didáticos-or-

ganizacionais e as preferências dos docentes a partir da perspectiva da gerência de ensino, da assessoria pedagógica e do corpo docente da coordenação.

O corpo docente da coordenação escolhida era formado por 12 professores, com formação em Ciência da Computação, Sistemas de Informação ou Processamento de dados que lecionavam disciplinas de Computação e Sistemas de Informação. A oferta de disciplinas como Português, Inglês, Lógica Matemática, Cálculo I e II, Probabilidade e Estatística, Educação e Diversidade e Metodologia Científica era solicitada, semestralmente, às demais coordenações do campus.

O algoritmo genético foi executado 300 vezes com a configuração de operações genéticas estabelecidas no experimento 2k Fatorial. Para cada execução foram armazenados os 3 horários com maior aptidão. Os horários foram enviados ao coordenador do curso, ao corpo docente da coordenadoria, à gerência de ensino e a assessoria pedagógica juntamente com um questionário eletrônico (<http://tinyurl.com/avaliacao-horarios>). O questionário ficou disponível no período de 11 a 18 de fevereiro de 2016 e obteve 11 respostas.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os dados coletados em cada execução do experimento 2K Fatorial foi apresentado na Tabela 2. Conforme explicado, o algoritmo genético foi executado 3 vezes para cada combinação de fatores e a aptidão do horário gerado está apresentada nas colunas R1, R2 e R3 da Tabela 2. Além disso, calculou-se a

média, o desvio padrão, o mínimo e o máximo das aptidões obtidas no experimento.

Os dados apresentados na Tabela 2 evidenciaram a diferença de aptidão entre os experimentos com fator A- (experimentos de 1 a 16) e A+ (experimentos de 17 a 32), configurados com o método de seleção da roleta e o método de seleção dos melhores, respectivamente. Essa diferença foi comprovada ao analisar o gráfico Boxplot intitulado “Aptidão por Método de Seleção”, demonstrado na Figura 4, pois não houve intersecção entre o limite inferior (whisker) de aptidão do método dos melhores e o limite superior de aptidão do método da roleta.

Ademais, o método de seleção dos melhores teve baixa dispersão dos dados, com desvio interquartilício (Q3 - Q1) de 0.93, bem como não apresentou valores extremos atípicos (outliers) e a mediana de aptidão dos experimentos A+ foi 92.34, enquanto a mediana de aptidão dos experimentos A- foi 78.14. É importante ressaltar que, neste caso, a mediana era uma medida de tendência central mais representativa do que a média, uma vez que os dados possuíam uma distribuição assimétrica positiva. Ainda na Tabela 2, observou-se o baixo desvio padrão (< 0.6) entre as aptidões das replicações de cada experimento para o método de seleção dos melhores (A-).

Ao analisar os demais *Boxplot* da Figura 3, verificou-se a intersecção do desvio interquartilício e a proximidade das medianas entre os dois níveis de um mesmo fator, sugerindo, assim, que os operadores genéticos de tamanho da população, número de gerações, taxa de cruzamento e taxa de mutação não possuem diferenças tão significativa entre os níveis dos fatores, como ocorreu no método de seleção. Para aprofundar

Quadro 2 - Fatores, níveis e variações do experimento 2K Fatorial

Fator	Descrição	Níveis	
		( - )	( + )
A	Método de seleção	Roleta (R) <sup>1</sup>	Melhores (M) <sup>2</sup>
B	Tamanho da população	1000	4000
C	Número de gerações	200	1000
D	Taxa de Cruzamento	0,3	0,9
E	Taxa de Mutação	0,01	0,3

Fonte: Próprio autor.

Tabela 2 - Resultado do Experimento 2<sup>K</sup> Fatorial

Exp	Fator					Aptidão			Média	Desvio Padrão	Min	Max
	A	B	C	D	E	R <sub>1</sub>	R <sub>2</sub>	R <sub>3</sub>				
1	-	-	-	-	-	76.45	77.83	77.65	77.31	0.75	76.45	77.83
2	-	-	-	-	+	78.40	77.17	76.86	77.48	0.81	76.86	78.40
3	-	-	-	+	-	75.03	78.09	76.28	76.47	1.53	75.03	78.09
4	-	-	-	+	+	78.57	76.84	77.67	77.69	0.86	76.84	78.57
5	-	-	+	-	-	72.38	75.23	73.03	73.55	1.49	72.38	75.23
6	-	-	+	-	+	76.08	77.16	76.23	76.49	0.58	76.08	77.16
7	-	-	+	+	-	76.63	76.68	75.22	76.18	0.82	75.22	76.68
8	-	+	+	+	+	76.88	76.02	77.52	76.81	0.75	76.02	77.52
9	-	+	-	-	-	78.57	77.83	76.25	77.55	1.18	76.25	78.57
10	-	+	-	-	+	78.55	78.80	78.21	78.52	0.29	78.21	78.80
11	-	+	-	+	-	77.89	77.98	79.14	78.34	0.69	77.89	79.14
12	-	+	-	+	+	79.46	78.21	79.84	79.17	0.85	78.21	79.84
13	-	+	+	-	-	78.38	76.32	78.28	77.66	1.16	76.32	78.38
14	-	+	+	-	+	78.55	78.09	79.35	78.66	0.63	78.09	79.35
15	-	+	+	+	-	79.21	77.21	78.13	78.18	1.00	77.21	79.21
16	-	+	+	+	+	77.47	78.17	77.39	77.68	0.42	77.39	78.17
17	+	-	-	-	-	91.56	90.79	90.46	90.94	0.56	90.46	91.56
18	+	-	-	-	+	92.23	91.96	92.00	92.06	0.14	91.96	92.23

Tabela 2 - Resultado do Experimento 2<sup>K</sup> Fatorial (cont.)

19	+	-	-	+	-	90.50	90.85	91.65	91.00	0.58	90.50	91.65
20	+	-	-	+	+	91.78	92.56	92.84	92.39	0.54	91.78	92.84
21	+	-	+	-	-	92.38	91.46	91.78	91.87	0.46	91.46	92.38
22	+	-	+	-	+	92.31	92.46	92.81	92.53	0.25	92.31	92.81
23	+	-	+	+	-	90.72	90.51	91.13	90.79	0.31	90.51	91.13
24	+	+	+	+	+	91.91	92.43	92.21	92.18	0.26	91.91	92.43
25	+	+	-	-	-	92.76	92.65	92.58	92.66	0.09	92.58	92.76
26	+	+	-	-	+	93.13	93.19	93.23	93.18	0.05	93.13	93.23
27	+	+	-	+	-	92.58	92.37	91.94	92.30	0.32	91.94	92.58
28	+	+	-	+	+	92.73	92.99	93.55	93.09	0.41	92.73	93.55
29	+	+	+	-	-	93.20	92.73	92.31	92.75	0.44	92.31	93.20
30	+	+	+	-	+	92.95	92.94	92.26	92.72	0.39	92.26	92.95
31	+	+	+	+	-	92.05	92.30	92.20	92.18	0.12	92.05	92.30
32	+	+	+	+	+	93.04	93.26	92.82	93.04	0.22	92.82	93.26

a investigação e compreender a influência dos operadores genéticos na aptidão do indivíduo fez-se uso da Análise de Variância (ANOVA).

A Análise de Variância resultou em um p-valor inferior a 5% para o método de seleção ( $2.2e-16$ ), o tamanho da população ( $1.349e-11$ ), o número de gerações (0.0170) e a taxa de mutação ( $3.685e-06$ ), indicando evidências de que ao menos um tratamento ou uma interação se diferencia dos

demais. O p-valor para a taxa de cruzamento não atendeu o critério, pois foi 0.5841.

Para verificar se as interações eram significativamente diferentes foi utilizado o Teste de Tukey. Esse teste comprovou que não existia uma diferença mínima significativa, em um nível de significância de 5%, para quaisquer interações com o Fator A+ (seleção dos melhores).

Diante de tais resultados, optou-se por configurar os operadores genéticos do algoritmo com o método de se-

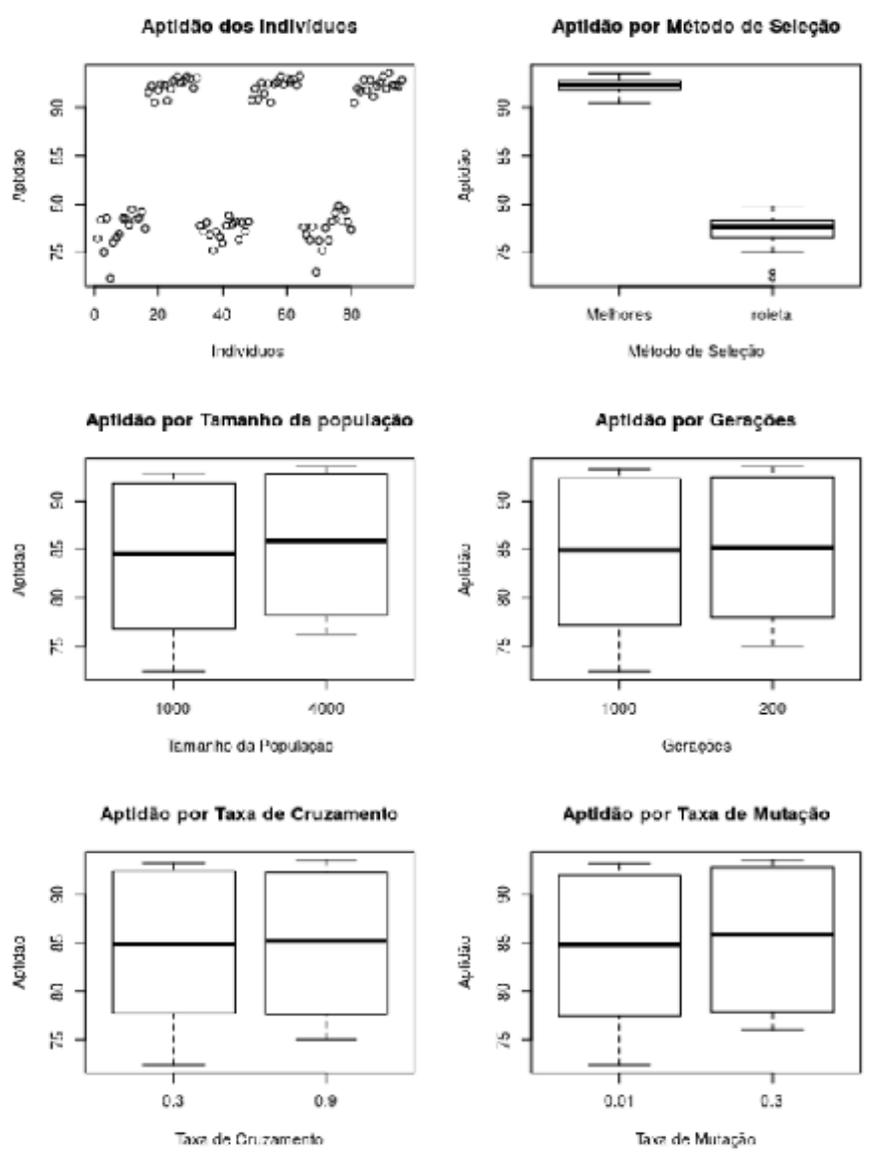
leção dos melhores (Fator A = +), o tamanho da população de 4000 (Fator B = +), o número máximo de gerações em 200 (Fator C = -), a taxa de cruzamento igual a 90% (Fator D = -) e a taxa de mutação de 30% (Fator E = +). Essa configuração permitiu ao algoritmo gerar horários em uma média de 2 minutos e 30 segundos para o estudo de caso.

Após otimizar os operadores genéticos foi conduzido um estudo de caso para avaliar a qualidade de 3 horários gerados automaticamente. Os requisitos didáticos-organizacionais e as

preferências dos docentes foram mensurados pela gerência de ensino, assessoria pedagógico e corpo docente da coordenação. Os resultados foram sumarizados e apresentados graficamente na Figura 4.

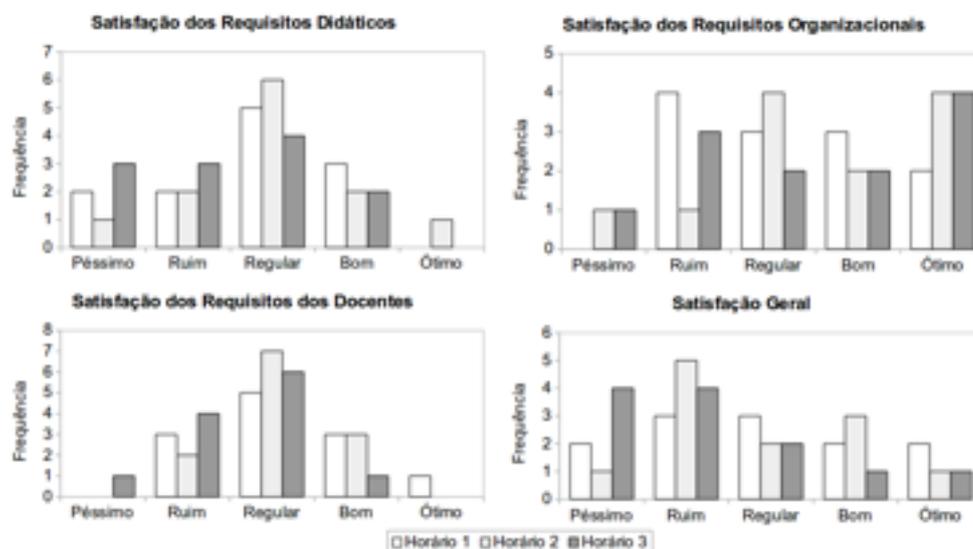
O gráfico de satisfação dos requisitos didáticos, apresentado na Figura 4, demonstrou que o Horário 2 é o melhor avaliado pelos entrevistados, pois 82% (9) julgaram que esse quesito foi atendido de forma regular a ótima. Esse horário também foi o único com avaliação ótima para esse quesito. O Horário 3

Figura 3 - Experimento 2<sup>k</sup> Fatorial.



Fonte: Próprio autor.

Figura 4 - Avaliação dos Horários



Fonte: Próprio autor.

teve o pior desempenho neste critério, uma vez que apenas 54% (6) das avaliações não foram negativas.

O Horário 2 também se destacou quanto ao nível de satisfação dos requisitos organizacionais, visto que foi mensurado como bom ou ótimo por 54% (6) dos entrevistados. O mesmo resultado foi obtido pelo Horário 3. Entretanto, o Horário 2 foi considerado o melhor, neste quesito, pois apenas 16% (2) avaliaram como ruim ou péssimo, diferentemente do Horário 3 que teve 33% (4). De forma geral, o algoritmo conseguiu atender o nível de satisfação dos requisitos organizacionais, já que atingiu o patamar de 50% (12) de respostas entre bom e ótimo, considerando exclusivamente os horários 2 e 3.

Com relação ao nível de satisfação dos requisitos dos docentes, na Figura 4, o Horário 2 também foi o melhor avaliado, já que 82% (10) dos entrevistados o classificaram como regular ou bom. Este resultado foi surpreendente porque o Horário 1 teve 72% (8) de avaliações positivas e foi o único classificado como ótimo por um entrevistado.

Quando os entrevistados foram perguntados como eles avaliavam os horários de maneira geral, o resultado contrastou com a análise realizada por requisito. Isso porque, embora o horário mais indicado nos requisitos individualmente tenha sido o Horário 2, a análise geral apontou um empate entre o Horário 1 e o Horário 2. Ambos obtiveram 33% (4) de avaliações entre bom e ótimo. Além disso, o Horário 1 venceu na avaliação geral ao considerar como critério de desempate as notas

ruim ou péssima, pois o Horário 1 teve apenas 5 ocorrências contra 6 do Horário 2.

Solicitou-se ainda que os entrevistados ordenassem os horários de acordo com a sua preferência. Nesta análise, o Horário 2 foi escolhido como predileto, seguidos pelo Horário 1 e Horário 3, respectivamente, corroborando, assim, com a avaliação por requisito e destacando, novamente, a qualidade do Horário 2 em relação ao Horário 1.

Por fim, foram analisadas as críticas e as sugestões dos entrevistados, das quais foram mapeadas restrições para melhorias no algoritmo como, por exemplo, (i) minimizar os dias de aulas dos professores; (ii) evitar mais de 3 horários seguidos para as disciplinas teóricas; e (iii) evitar horários vagos nos primeiros horários do turno. Além disso, os entrevistados sugeriram a utilização do histórico da distribuição de disciplinas para a montagem do horário.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho desenvolveu um algoritmo genético para gerar automaticamente grades de horário para o Xis. Nesse sentido, um algoritmo genético foi desenvolvido com a configuração dos seus operadores genéticos otimizada e, a partir disso, o horário gerado foi avaliado por meio de um estudo de caso aplicado para um determinado curso de Xis. Destacando-se

que, até então, a montagem do horário era realizada de forma manual e sem padronização.

O experimento  $2^k$  Fatorial foi utilizado para otimizar a configuração dos parâmetros genéticos e apontou que o método de Seleção dos Melhores, a partir de uma população inicial de 4000 indivíduos, com uma taxa de mutação de 0,3, sendo executado durante 200 evoluções gerava horários com maior aptidão. Além disso, o estudo demonstrou que a taxa de cruzamento tinha pouca influência no resultado do algoritmo.

Com essa configuração, o algoritmo foi capaz de gerar horários em uma média de 150 segundos. Entretanto, os resultados obtidos não foram ótimos, ou seja, nenhuma execução atendeu as restrições *hard* e *soft* em sua totalidade. Verificou-se ainda a estagnação do algoritmo em alguns momentos, visto que o mesmo parava de convergir em direção ao ótimo global.

Para o estudo de caso foram gerados 3 horários com a configuração de operadores genéticos escolhida. A partir da avaliação dos horários foi possível observar que o algoritmo genético, mesmo utilizando uma abordagem tradicional, conseguiu construir grades de horários que satisfazem os requisitos didáticos-organizacionais e as preferências dos docentes. Ademais, foram obtidas críticas e sugestões que permitiram identificar novas restrições de *hard* e *soft* para o algoritmo.

Por fim, como trabalho futuro pretende-se combinar o uso de algoritmos genéticos com outras técnicas de busca local para melhorar a sua convergência, adicionar as restrições indicadas pelos entrevistados durante a avaliação dos horários e construir uma interface gráfica para facilitar a utilização do algoritmo pela instituição.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA, M. W. de S. Utilização de algoritmos genéticos para montagem de horários acadêmicos com foco na blocagem de horários. 2015. 157 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Sistemas de Informação) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Caicó. 2015.

COLORNI, Alberto; DORIGO, Marco; MANIEZZO, Vittorio. Genetic algorithms and highly constrained problems: The time-table case. In: International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Springer, Berlin, Heidelberg, 1990. p. 55-59.

COLORNI, Alberto; DORIGO, Marco; MANIEZZO, Vittorio. Metaheuristics for high school timetabling. **Computational**

**optimization and applications**, v. 9, n. 3, p. 275-298, 1998.

FUCILINI, T. P.; Maruani, E.; Rebonatto, M. T. Timetabling com algoritmos genéticos: resultados, restrições e exploração do paralelismo. **HÍFEN**, v. 32, n. 62, 2008.

HAMAWAKI, C. D. L. Geração automática de grade horária usando algoritmos genéticos: o caso da Faculdade de Engenharia Elétrica da UFU. 2005. 104 f. Dissertação (Mestrado em Engenharias) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2005.

LINDEN, R. **Algoritmos genéticos**. 3 ed. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda., 2012.

MEDEIROS, G. F de; KRIPKA, M. Algumas aplicações de métodos heurísticos na otimização de estruturas. **Revista CIATEC-UPF**, v. 4, n. 1, p. 19-32, 2012.

MEFFERT, K.; ROTSTAN, N.; KNOWLES, C.; SANGIORGI, U. Jgap-java genetic algorithms and genetic programming package. URL: <http://jgap.sf.net>, 2012. Acesso em 20 de março de 2018.

NUNES, R. de S.; GUIMARAES, N. C.; CARVALHO, C. L. de. Planejamento de grade de horário em uma universidade brasileira usando algoritmos genéticos. In: Proceedings of the X Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC). Fortaleza-CE, Brazil, 2013.

PINHO, A. F. de; MONTEVECHI, J. A. B.; MARINS, F. A. S. Análise da aplicação de projeto de experimentos nos parâmetros dos algoritmos genéticos. **Sistemas & Gestão**, v. 2, n. 3, p. 319-331, 2009.

SCHAERF, A. A survey of automated timetabling. **Artificial intelligence review**, v. 13, n. 2, p. 87-127, 1999.

SOCHA, K.; SAMPELS, M.; MANFRIN, M. Ant algorithms for the university course timetabling problem with regard to the state-of-the-art. In: Workshops on Applications of Evolutionary Computation. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003. p. 334-345.

SOUSA, V. N. de; MORETTI, A. C.; PODESTÁ, V. A. de. Programação da grade de horário em escolas de ensino fundamental e médio. **Pesquisa Operacional**, v. 28, n. 3, p. 399-421, 2008.

VIEIRA, F.; MACEDO, H. Sistema de alocação de horários de cursos universitários: um estudo de caso no departamento de computação da

Universidade Federal de Sergipe. **Scientia Plena**, v. 7, n. 3, 2011.

## CURRÍCULOS

\* <http://lattes.cnpq.br/6186253978115745>

\*\* <http://lattes.cnpq.br/1921529260813959>

\*\*\* <http://lattes.cnpq.br/5244172841764193>

\*\*\*\* <http://lattes.cnpq.br/3236053635645331>

\*\*\*\*\* <http://lattes.cnpq.br/8282777365992674>