

Avaliação de um Algoritmo Híbrido na Geração de Soluções para o Problema de Horários de Cursos Universitários

Daniela C. Sena¹, Carlos H. P. Liberalino¹, Francisco Chagas de Lima Júnior¹

¹Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPgCC)
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN)
Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)
Mossoró – RN – Brasil

d.c.senna61@gmail.com, {heitorliberalino, limajunior}@uern.br

Abstract. *The curriculum-based course timetabling problem is a classic combinatorial optimization problem. Several researches were carried out in the last decades with the purpose of investigating the performance of a variety of methodologies. The objective of this work is to evaluate a hybrid approach, composed with Biased Random-Key Genetic Algorithm and Simulated Annealing, in the set of ITC-2007 instances. The results show that the proposed algorithm is capable of producing viable quality solutions and can compete with works in the literature.*

Resumo. *O problema de horário de curso baseado em currículo é um problema clássico de otimização combinatória. Diversas pesquisas foram realizadas nas últimas décadas com o propósito de investigar o desempenho de uma variedade de metodologias. O objetivo deste trabalho é avaliar uma abordagem híbrida, composta com Biased Random-Key Genetic Algorithm e Simulated Annealing, no conjunto de instâncias do ITC-2007. Os resultados mostram que o algoritmo proposto é capaz de produzir soluções viáveis de qualidade podendo competir com trabalhos da literatura.*

1. Introdução

Em 2007, a *International Timetabling Competition* (ITC-2007) apresentou três variações do problema de horário educacional. Neste estudo, abordaremos o problema da terceira faixa da competição, ou seja, o Problema de Horários de Cursos baseado em Currículo (CB-CTP, do inglês *Curriculum Based Course Timetabling Problem*). O CB-CTP é um problema clássico de otimização combinatória da classe NP-difícil e é uma área de pesquisa ativa [Feutrier et al. 2021].

O objetivo deste trabalho consiste em avaliar o desempenho de uma abordagem híbrida que utiliza o *Biased Random-Key Genetic Algorithm* (BRKGA) e *Simulated Annealing* (SA) como busca local, na resolução do CB-CTP utilizando o conjunto de instâncias do ITC-2007. A edição 2019 do ITC apresenta um novo conjunto de instâncias para o problema, no entanto, este estudo enfatiza apenas as instâncias do ano de 2007, tendo em vista que ainda é uma temática ativa na comunidade científica.

As razões que motivaram a escolha do BRKGA foram: A) A flexibilidade e bons resultados da metaheurística em lidar com problemas complexos de otimização combinatória [Gonçalves and Resende 2011]; B) Não foram encontrados trabalhos que utilizam o BRKGA para o problema abordado neste estudo. Os motivos que justificam a

utilização da metaheurística *Simulated Annealing* é a sua utilização satisfatória como algoritmo de busca local em trabalhos da literatura como em [Susan and Bhutani 2019] e [Monteiro et al. 2017].

Este artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta uma descrição do problema e o conjunto de restrições envolvidas; a seção 3 descreve um conjunto de abordagens da literatura desenvolvidas para resolver o problema; a seção 4 descreve a abordagem proposta; a seção 5 apresenta os resultados computacionais e comparações com trabalhos da literatura; e por fim a seção 6 apresenta as conclusões finais.

2. Problema de Horário do Curso com base no Currículo

O CB-CTP consiste em atribuir as aulas de vários cursos a um número de salas e períodos de tempo, onde os conflitos entre cursos são determinados pela universidade. Esse problema envolve um conjunto de restrições classificadas como: rígidas e flexíveis. A construção de um cronograma válido depende da satisfação de todas as restrições rígidas. Por outro lado, as restrições flexíveis podem ser violadas, no entanto, a qualidade da solução é determinada pela quantidade de restrições flexíveis satisfeitas [Jaengchuea and Lohpetch 2015].

Restrições Rígidas: 1) **Lectures**: As palestras devem ser distribuídas em períodos distintos; 2) **Room Occupancy**: A mesma sala de aula não deve receber mais de uma palestra no mesmo período; 3) **Conflicts**: As aulas de disciplinas do mesmo currículo ou ministradas pelo mesmo professor devem ser distribuídas em períodos distintos; 4) **Availability**: Uma palestra não deve ser agendada para um período de indisponibilidade do professor.

Restrições Flexíveis: 1) **Room Capacity**: As aulas devem ser atribuídas em salas com capacidade igual ou superior ao número de alunos de cada curso. Cada aluno a mais na sala conta como 1 ponto de penalidade; 2) **Minimum Working Days**: As palestras devem ser distribuídas considerando um limite mínimo de dias. Cada dia abaixo desse limite conta como 5 pontos de penalidade; 3) **Curriculum Compactness**: Para um determinado currículo, é considerada violação toda vez que uma palestra não for consecutiva a outra no mesmo dia. Cada aula isolada de um currículo conta como 2 pontos de penalidade; 4) **Room Stability**: Todas as palestras de um curso devem ser apresentadas na mesma sala de aula. Cada sala distinta tem penalidade de 1 ponto.

Cada solução gerada é avaliada recebendo um valor que reflete a sua qualidade. Este valor é determinado pelo número de restrições violadas. A função que calcula esse valor é chamada de função objetivo (F). Cada restrição violada aumenta o valor da função objetivo de acordo com seu peso. A melhor solução S para o problema é aquela que minimiza o valor da função objetivo, dado pela fórmula:

$$F(S) = C \times \sum_{v=1}^4 f_v(R) + \sum_{v=1}^4 [w_v \times f_v(F)]$$

3. Trabalhos Relacionados

Na literatura é possível encontrar uma variedade de estudos que utiliza diferentes métodos para resolver o CB-CTP com as instâncias do ITC-2007. [Müller 2009] foi o vencedor da competição ITC-2007 e resolveu o problema aplicando um solver baseado em restrições que incorpora vários algoritmos de busca local. [Lü and Hao 2010] utilizaram

uma *Adaptive Tabu Search* na fase de intensificação e diversificação a fim de reduzir as violações de restrições suaves. [Abdullah et al. 2012] apresentaram metaheurística híbrida, obtida pela combinação de um Mecanismos do Tipo Eletromagnético com o algoritmo *Great Deluge*. [Bellio et al. 2016] utilizaram a metaheurística *Simulated Annealing*. [Kiefer et al. 2017] apresentaram uma metaheurística baseada *Adaptive Large Neighborhood Search* para resolver o CB-CTP. [Monteiro et al. 2017] desenvolveram um algoritmo híbrido que utiliza a metaheurística *Iterated Local Search* com a metaheurística *Simulated Annealing*. [Segatto 2017] apresentou melhorias para um algoritmo GRASP da literatura, visando compará-lo a resultados mais recentes. [Akkan and Gülcü 2018] e [Gülcü and Akkan 2020] modelaram o CB-CTP como um problema de otimização combinatória multiobjetivo. [Akkan and Gülcü 2018] resolveu o problema com um *Multi-objective Genetic Algorithm* que faz uso dos algoritmos *Hill Climbing* e *Simulated Annealing* e [Gülcü and Akkan 2020] desenvolveram um algoritmo *Multi-objective Simulated Annealing*. [Fajrin and Faticah 2020] utilizou um Algoritmo Genético para minimizar a violação de restrições flexíveis do CB-CTP. [Song et al. 2021] propuseram um novo algoritmo de busca local multi-vizinhança guiada por competição.

4. Abordagem Proposta

A concepção de uma solução para o CB-CTP ocorre em duas fases: construção e melhoria. Na fase de construção, uma tabela horário é criada iterativamente sem violar quaisquer restrições rígidas, mas sendo capaz de violar muitas restrições flexíveis. Na fase de melhoria, o algoritmo recebe uma solução inicial como entrada e tenta melhorá-la gradualmente, minimizando suas restrições flexíveis. O algoritmo construtivo deste trabalho utiliza a heurística *Saturation Degree* (SD) com o decodificador proposto por [Bean 1994] para gerar soluções iniciais viáveis. A fase de melhoria utiliza a abordagem híbrida proposta que é composta pela metaheurística *Biased Random-Key Genetic Algorithm* (BRKGA) com *Simulated Annealing* (SA) como busca local.

Os algoritmos de busca local exploram a vizinhança de uma determinada solução na tentativa de gerar soluções melhores. Diante disso, é necessário definir quais movimentos devem ser realizados para explorar a vizinhança de uma solução inicial, na tentativa de escapar de ótimos locais. Neste trabalho, foram utilizados as estruturas de vizinhanças denominadas de *Move*: uma aula é movida para uma posição vazia na tabela-horário; e *Swap*: duas aulas trocam de posição na tabela-horário.

Para adequar o cruzamento do BRKGA ao problema abordado, foi aplicado um processo de mapeamento considerando o valor de cada chave aleatória do novo indivíduo. O valor da chave aleatória determina em qual dos pais irá ocorrer o cruzamento mapeado. Se o valor da chave for menor que a probabilidade de cruzamento definida, o cruzamento será realizado no pai elite, caso contrário, no pai não-elite. O filho com menor valor de penalidade de restrição é considerado como o novo indivíduo do cruzamento.

O cruzamento ocorre da seguinte forma: 1) Selecione aleatoriamente uma posição no cronograma de horários de ambos os pais; 2) Estabeleça uma relação entre as aulas alocadas no mesmo período das posições selecionadas, mapeando-as no local do cruzamento; 3) Troque as aulas especificadas pela relação do mapeamento. A Figura 1 exemplifica que o cruzamento mapeado será realizado no pai elite. A relação estabelecida entre as posições escolhidas determinada que as aulas: L2-L3 e L8-L10 devem trocar de lugar.



Figura 1. Cruzamento Mapeado utilizando Chaves Aleatórias.

Após a execução dos operadores do BRKGA, o melhor indivíduo da população é submetido a busca local. No entanto, isso só ocorre quando um critério é satisfeito. O critério utilizado para execução da busca local foi o tempo de execução, ou seja, quando o tempo de execução for igual ou superior a 20% do tempo total de execução definido pelo programa de teste da competição, o *Simulated Annealing* recebe como entrada o melhor indivíduo da população corrente e busca melhorá-lo. Esse critério foi estabelecido na tentativa de equilibrar o tempo para as metaheurísticas utilizadas na abordagem proposta.

5. Resultados Computacionais

Os testes computacionais foram realizados em uma máquina com sistema operacional Windows 10 e processador Intel Core i5, 1.60GHz, 8GB RAM. Para cada instância do ITC-2007 foram realizadas 30 execuções. O tempo máximo de execução foi definido através de um programa de teste disponibilizado pela organização da competição. Para a máquina utilizada neste trabalho, o tempo máximo disponibilizado foi de 234 segundos.

Os valores dos parâmetros do BRKGA foram ajustados com o pacote *irace*. Os valores dos parâmetros da busca local *Simulated Annealing* foram coletados da literatura, tendo em vista, que os mesmos valores foram replicados nos trabalhos de [Segatto 2017] e [Monteiro et al. 2017]. Além disso, foi realizado o ajuste da probabilidade de seleção de cada movimento da busca local. Os melhores valores para os parâmetros da abordagem proposta são: $P=50$, $P_e=0.21$, $P_m=0.18$, $\rho_e=0.70$, $T_0=1.5$, $T_f=0.005$, $\beta=0.999$, $N_v=500$, $T=234$ segundos, $Move=60\%$, $Swap=40\%$.

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos pelo algoritmo híbrido, incluindo o valor mínimo de penalidade de restrição (**MIN**) e o valor médio de penalidade (**M**), e resultados de outros estudos da literatura. Os três primeiros estudos [Müller 2009], [Lü and Hao 2010] e [Abdullah et al. 2012] são os mais conhecidos da literatura. Os valores destacados em negrito representam os valores mais baixos para a penalidade de restrições flexíveis. Os valores da tabela estão expressos em média de execuções.

Os resultados apontam que a abordagem proposta é capaz de produzir cronogramas de horários viáveis e de qualidade para o CB-CTP, embora não seja o melhor para o conjunto de dados do ITC-2007. Entre os trabalhos analisados neste estudo, o de [Kiefer et al. 2017] é o que apresenta os melhores resultados para as instâncias do ITC-2007. O algoritmo híbrido proposto apresentou uma piora de 42% quando comparado

Tabela 1. Comparação de Resultados.

Instâncias	Proposta		Muller (2009)	Lu e Hão (2010)	Abdullah (2012)	Bellio (2016)	Kiefer (2017)	Monteiro (2017)	Segatto (2017)	Akkan (2018)	Fajrin (2020)	Gulcu (2020)	Song (2021)
	MIN	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M
comp01	5	5.00	5.00	5.00	5.00	5.23	5.00	5.00	5.00	5.07	4.37	5.50	5.00
comp02	68	92.33	61.30	60.60	53.90	52.94	41.50	89.35	55.10	81.43	63.47	73.43	51.10
comp03	83	100.3	94.80	86.60	84.20	79.16	71.70	117.00	84.95	98.77	81.03	93.83	78.10
comp04	41	46.77	42.80	47.90	51.90	39.39	35.10	52.75	40.80	46.50	89.60	45.43	38.30
comp05	369	453.9	343.50	328.50	339.50	335.13	305.20	536.75	328.45	367.80	304.10	349.23	318.50
comp06	61	76.2	56.80	69.90	64.40	51.77	47.80	89.70	58.35	75.33	74.47	68.67	50.50
comp07	29	44.37	33.90	28.20	20.20	26.39	14.50	52.60	28.70	47.47	87.47	37.5	20.00
comp08	50	54.27	46.50	51.40	47.90	43.32	41.00	59.45	45.45	58.10	93.36	50.80	41.80
comp09	110	119.97	113.10	113.20	113.90	106.10	102.80	125.55	107.90	118.83	117.43	114.2	105.50
comp10	26	42.77	21.30	38.00	24.10	21.39	14.30	57.20	25.05	39.57	71.10	35.50	17.20
comp11	0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
comp12	381	437.87	351.60	365.00	355.90	336.84	319.40	480.00	353.30	367.20	297.80	357.77	347.70
comp13	77	88.43	73.90	76.20	72.40	73.39	60.70	89.20	76.75	87.60	106.93	82.87	70.30
comp14	61	70.53	61.80	62.90	63.30	58.16	54.10	75.40	61.00	68.93	89.53	66.90	57.70
comp15	79	99.47	94.80	87.80	88.00	78.19	72.10	116.55	84.95	96.37	82.30	94.80	77.70
comp16	46	61.5	41.20	53.70	51.70	38.06	33.80	70.05	44.40	61.23	74.97	56.03	37.60
comp17	86	98.73	86.60	100.50	86.20	77.61	75.70	113.45	85.00	100.77	91.37	91.37	79.40
comp18	84	91.03	91.70	82.60	85.80	81.10	66.90	98.10	84.85	90.80	84.03	94.17	82.00
comp19	73	86.97	68.80	75.00	78.10	66.77	62.60	111.45	69.70	82.63	80.80	78.30	65.70
comp20	56	69.60	34.30	58.20	42.90	46.13	27.20	92.85	45.95	62.80	82.16	60.30	36.70
comp21	115	133.03	108.00	125.30	121.5	103.22	97.00	115.30	108.95	132.33	108.77	119.2	103.80
Médias		108.24	87.22	91.26	88.13	81.92	73.73	121.32	85.46	99.5	99.29	94.08	80.22

com o melhor resultado da Tabela 1 e, uma piora de 31% e 28% quando comparado com o segundo e o terceiro melhor resultado, respectivamente. O algoritmo proposto foi superior apenas da abordagem proposta por [Monteiro et al. 2017].

6. Conclusão

Este estudo apresenta um algoritmo híbrido com BRKGA e *Simulated Annealing* para solucionar o CB-CTP. O algoritmo foi testado no conjunto de instâncias do ITC-2007. Os resultados mostram que o algoritmo proposto é capaz de produzir soluções viáveis e de qualidade em tempo de execução razoável. O método híbrido foi superior apenas quando comparado com a abordagem de [Monteiro et al. 2017]. É evidente que a abordagem proposta não é uma das melhores soluções para as instâncias do ITC-2007 frente aos estudos mais recentes e validados ao longo do tempo. No entanto, é um proposta viável que merece um estudo mais aprofundado da sua estrutura. Existem várias perspectivas para pesquisas futuras, entre elas: investigar novas estruturas de vizinhanças para a busca local, investigar outros algoritmos de busca local que podem ser hibridizados com o BRKGA e executar a abordagem por mais tempo.

Referências

- Abdullah, S., Turabieh, H., McCollum, B., and McMullan, P. (2012). A hybrid metaheuristic approach to the university course timetabling problem. *Journal of Heuristics*, 18(1):1–23.
- Akkan, C. and Gülcü, A. (2018). A bi-criteria hybrid genetic algorithm with robustness objective for the course timetabling problem. *Computers Operations Research*, 90:22–32.
- Bean, J. C. (1994). Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA Journal on Computing*, 6(2):154–160.

- Bellio, R., Ceschia, S., Di Gaspero, L., Schaerf, A., and Urli, T. (2016). Feature-based tuning of simulated annealing applied to the curriculum-based course timetabling problem. *Computers & Operations Research*, 65:83–92.
- Fajrin, A. and Fatichah, C. (2020). Multi-parent order crossover mechanism of genetic algorithm for minimizing violation of soft constraint on course timetabling problem. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 6(1):43–51.
- Feutrier, T., Kessaci, M.-E., and Veerapen, N. (2021). Investigating the landscape of a hybrid local search approach for a timetabling problem. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion, GECCO '21*, page 1665–1673, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Gonçalves, J. F. and Resende, M. G. C. (2011). Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization. *Journal of Heuristics*, 17(5):487–525.
- Gülcü, A. and Akkan, C. (2020). Robust university course timetabling problem subject to single and multiple disruptions. *European Journal of Operational Research*, 283(2):630–646.
- Jaengchuea, S. and Lohpetch, D. (2015). A hybrid genetic algorithm with local search and tabu search approaches for solving the post enrolment based course timetabling problem: Outperforming guided search genetic algorithm. In *2015 7th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, pages 29–34.
- Kiefer, A., Hartl, R. F., and Schnell, A. (2017). Adaptive large neighborhood search for the curriculum-based course timetabling problem. *Annals of Operations Research*, 252(2):255–282.
- Lü, Z. and Hao, J.-K. (2010). Adaptive tabu search for course timetabling. *European journal of operational research*, 200(1):235–244.
- Monteiro, R. C., Kampke, E. H., Bissoli, D. d. C., and Mauri, G. R. (2017). Algoritmo híbrido iterated local search e simulated annealing para o problema de tabela-horário de universidades. *Anais do XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pages 1867–1878.
- Müller, T. (2009). Itc2007 solver description: a hybrid approach. *Annals of Operations Research*, 172(1):429–446.
- Segatto, E. d. A. (2017). Um estudo de estruturas de vizinhanças no grasp aplicado ao problema de tabela-horário para universidades. Master's thesis, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória - ES.
- Song, T., Chen, M., Xu, Y., Wang, D., Song, X., and Tang, X. (2021). Competition-guided multi-neighborhood local search algorithm for the university course timetabling problem. *Applied Soft Computing*, 110:107624.
- Susan, S. and Bhutani, A. (2019). A novel memetic algorithm incorporating greedy stochastic local search mutation for course scheduling. In *2019 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*, pages 254–259.