



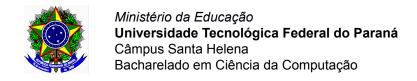
#### TRABALHO DE FUNDAMENTOS DE SISTEMAS INTELIGENTES

### O USO DO ALGORITMO GENÉTICO PARA MONTAR UMA GRADE DE HORÁRIOS

Nathan S. Ribeiro Guimarães 1

SANTA HELENA 06/2024

<sup>1</sup>nathan.2019@alunos.utfpr.edu.br





#### **INTRODUÇÃO**

A geração de grades de horários é um problema complexo enfrentado por instituições educacionais devido às múltiplas restrições envolvidas, como a disponibilidade de salas, professores e horários específicos para cada disciplina. A otimização dessa tarefa visa maximizar a utilização eficiente dos recursos enquanto minimiza conflitos de horários, tanto para professores quanto para alunos.

#### 1. MATERIAL E MÉTODOS

Para fazer a criação do algoritmo genético usamos o Google Colab, ou *Collaboratory*, é uma plataforma gratuita baseada na nuvem oferecida pelo Google. Ela fornece um ambiente de notebook interativo e colaborativo que permite a criação e execução de código diretamente no navegador, sem a necessidade de configurar ou instalar qualquer software no seu computador.

#### 1.1. MATERIAL

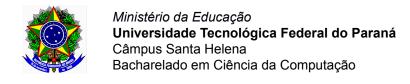
#### 1.1.1. Colab

O Colab é um serviço gratuito do Jupyter Notebook hospedado que não requer configuração para uso e oferece acesso gratuito a recursos de computação, incluindo GPUs e TPUs. O Colab é adequado principalmente para aprendizado de máquina, ciência de dados e educação.

#### 1.1.2. Algoritmo Genético

O pioneiro no desenvolvimento de algoritmos genéticos foi John Henry Holland. Ele introduziu os conceitos fundamentais dos algoritmos genéticos, que são métodos de otimização e busca inspirados na evolução natural. Holland foi um matemático e cientista da computação americano que fez contribuições significativas para a teoria dos sistemas adaptativos complexos.

Em 1975, ele publicou o livro "Adaptation in Natural and Artificial Systems", que estabeleceu as bases para os algoritmos genéticos como uma abordagem inovadora na computação evolutiva. Este trabalho marcou um ponto de virada no uso de simulações evolutivas na programação e otimização





Esses algoritmos são amplamente utilizados em diversas áreas, incluindo otimização, aprendizado de máquina e inteligência artificial, devido à sua capacidade de encontrar soluções aproximadas para problemas complexos.

O funcionamento básico de um AG pode ser descrito em várias etapas principais:

- Inicialização: Criação de uma população inicial de soluções (indivíduos), geralmente de forma aleatória.
- 2. **Avaliação**: Cada indivíduo é avaliado por uma função de aptidão (*fitness function*), que determina a qualidade da solução representada pelo indivíduo.
- Seleção: Indivíduos são selecionados para reprodução com base na sua aptidão.
   Métodos comuns incluem a roleta, torneio e seleção por ranking.
- 4. **Cruzamento** (*Crossover*): Combinação de pares de indivíduos selecionados para gerar novos indivíduos (filhos), herdando características dos pais.
- 5. **Mutação**: Aplicação de pequenas alterações aleatórias nos indivíduos gerados para manter a diversidade genética na população.
- 6. **Substituição**: A nova geração de indivíduos substitui parte ou toda a população atual.
- 7. **Iteração**: O processo é repetido até que um critério de parada seja atingido, como um número máximo de gerações ou uma solução com aptidão satisfatória.

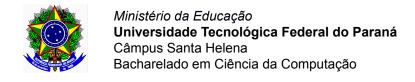
#### Formulação Matemática

A formulação matemática de um AG envolve a representação das soluções e a definição das operações genéticas. Um exemplo básico de um AG pode ser descrito da seguinte forma:

1. Representação das Soluções:

$$P(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)\}$$

Onde **P(t)** é a população no tempo **t**, e **xi(t)** representa um indivíduo na população.





#### 2. Função de Aptidão:

$$f:\mathbb{R}^n o\mathbb{R}$$

A função de aptidão **f** avalia a qualidade das soluções.

#### 3. Seleção:

$$p_i = rac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)}$$

Onde **pi** é a probabilidade de seleção do indivíduo **xi**.

#### 4. Cruzamento:

$$\begin{cases} \operatorname{Se} \operatorname{rand}() < p_c, & \operatorname{realizar} \operatorname{cruzamento} \\ \operatorname{Caso} \operatorname{contrário}, & \operatorname{manter} \operatorname{os} \operatorname{pais} \end{cases}$$

Onde **pc** é a probabilidade de cruzamento.

#### 5. Mutação:

$$egin{cases} \operatorname{Se\,rand}() < p_m, & \operatorname{aplicar\,muta}_{ ext{ in}} & \operatorname{Caso\,contr}_{ ext{ in}} & \operatorname{contr}_{ ext{ in}} & \operatorname{manter}_{ ext{ in}} & \operatorname{indiv}_{ ext{ in}} & \operatorname{duo} & \operatorname{contr}_{ ext{ in}} & \operatorname{contr}_$$

Onde **pm** é a probabilidade de mutação. Dessa forma temos um processo semelhante a essa imagem:



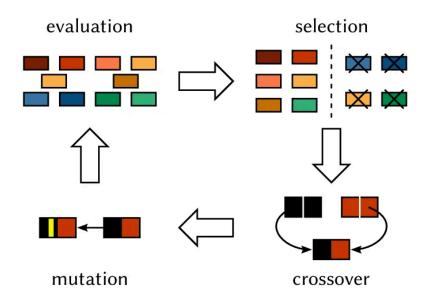


Figura 1: Transformações em um AG.

#### 1.2. MÉTODOS

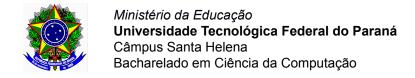
Representacao do Dados

#### 1.2.1. Representação dos Dados

A primeira etapa desenvolvida foi a representação dos dados, foi realizada uma busca no portal do aluno na matriz acadêmica do curso de Ciência da Computação da UTFPR - Campus Santa Helena de modo a obter os dados necessários para a representação e categorização do problema dessa forma foi desenvolvido uma planilha contendo uma tabela com as disciplinas, disponível também neste link

# 

Figura 2: Representação dos Dados.





#### 1.2.2. Funcionamento do Algoritmo Genético

Como já descrito anteriormente o os algoritmos genéticos operam por meio de um processo interativo que simula a evolução das populações, deste modo estruturamos o código de acordo com as etapas descritas anteriormente.

#### 1. Representação dos Dados:

- As disciplinas, salas e professores são representados por dicionários e listas, contendo informações sobre códigos de disciplinas, dias, turnos, horas, salas disponíveis e professores.
- As disciplinas são descritas com suas restrições específicas de dias e horários.

#### 2. Criação de Indivíduos:

- Um indivíduo representa uma grade de horários completa, onde cada disciplina é atribuída a uma sala e um professor aleatório.
- A função create\_individual() gera esses indivíduos, garantindo que cada um contenha todas as disciplinas com alocações iniciais aleatórias.

```
# Representação de um indivíduo como um dicionário de horários

def create_individual():
    returm {d["codigo"]: {"codigo"; d["codigo"], "dias": d["dias"], "turno": d["turno"], "horas": d["horas"], "sala": random.choice(salas), "professor":
    random.choice(professores)} for d in disciplinas}
```



## Ministério da Educação Universidade Tecnológica Federal do Paraná Câmpus Santa Helena Bacharelado em Ciência da Computação



#### 3. Função de Aptidão:

- A função fitness(individual) avalia a qualidade de cada indivíduo, penalizando conflitos de horários entre disciplinas na mesma sala e excesso de horas atribuídas a professores.
- A função também contabiliza o total de horas que cada professor está alocado, penalizando alocações que excedem 40 horas semanais.

```
# Função de aptidão: penaliza conflitos de horários e salas, e excesso de horas dos professores

def fitness(individual):
    score = 0
    horario_ocupado = {}
    horas_professores = {prof: 0 for prof in professores}

for disc in individual.values():
    for dia, hora in zip(disc["dias"], disc["horas"]):
        chave = (dia, disc["turno"], hora, disc["sala"])
        if chave in horario_ocupado:
            score -= 1 # Penaliza conflitos de sala
        else:
            horario_ocupado[chave] = disc["codigo"]
            horas_professores[disc["professor"]] += 1
            if horas_professores[disc["professor"]] > 40:
            score -= (horas_professores[disc["professor"]] - 40) # Penaliza excesso de horas do professor
    return score
```

#### 4. Seleção por Torneio:

- O método de seleção por torneio é utilizado para escolher os indivíduos que irão cruzar e gerar a próxima geração.
- A função tournament\_selection(population) seleciona os melhores indivíduos entre grupos aleatórios da população atual.

```
# Seleção por torneio
def tournament_selection(population):
    best = random.choice(population)
    for _ in range(2): # Torneio de tamanho 3
        ind = random.choice(population)
        if fitness(ind) > fitness(best):
            best = ind
    return best
```

#### 5. Crossover:

 A função crossover(parent1, parent2) combina dois indivíduos (pais) para criar um novo indivíduo (filho), misturando as alocações de horários das disciplinas de ambos os pais.

```
# Crossover: troca de disciplinas entre dois indivíduos
def crossover(parent1, parent2):
    child = {}
    for key in parent1.keys():
        if random.random() > 0.5:
            child[key] = parent1[key]
        else:
            child[key] = parent2[key]
```

### Ministério da Educação Universidade Tecnológica Federal do Paraná Câmpus Santa Helena Bacharelado em Ciência da Computação



return child

#### 6. Mutação:

 A função mutate(individual) aplica mutações aleatórias nos indivíduos, alterando os horários, salas ou professores de algumas disciplinas para introduzir variabilidade na população.

```
# Mutação: modifica aleatoriamente um horário, sala ou professor de uma disciplina
def mutate(individual):
    for disc in individual.values():
        if random.random() < MUTATION_RATE:
            i = random.randint(0, len(disc["dias"]) - 1)
            disc["horas"][i] = random.randint(1, 6) # Hora aleatória
            disc["iss"][i] = random.randint(2, 6) # Dia aleatório
            disc["sala"] = random.choice(salas) # Sala aleatória
            disc["professor"] = random.choice(professores) # Professor aleatório</pre>
```

#### 7. Algoritmo Genético:

 A função genetic\_algorithm() gerencia o processo evolutivo, inicializando a população, aplicando seleção, crossover e mutação ao longo de várias gerações, e retornando o melhor indivíduo encontrado.

```
# Algoritmo Genético
def genetic_algorithm():
    population = [create_individual() for _ in range(POPULATION_SIZE)]
    for generation in range(GENERATIONS):
        new_population = []
        for _ in range(POPULATION_SIZE):
            parent1 = tournament_selection(population)
            parent2 = tournament_selection(population)
            child = crossover(parent1, parent2)
            mutate(child)
            new_population.append(child)
            population = new_population
            best_individual = max(population, key=fitness)
            print(f"Generation (generation): Best Fitness = {fitness(best_individual)}")
    return best_individual
```

#### 1.2.3. Medidas de Interação

Para estabelecer uma métrica para as gerações definimos número de interações como 1000.

```
# Parâmetros do algoritmo genético
POPULATION_SIZE = 100
GENERATIONS = 1000
MUTATION_RATE = 0.01
```

Link Colab para o Código O Algoritmo Genetico - Grade de Horarios.ipynb



#### 2.2.3.6 Testes

O primeiro teste feito foi usado as configurações mínimas propostas no trabalho com 500 iterações

```
Welhor grade de horários encontrada:

CCIICC: Dias [2, 3, 4] Turno T Horas [5, 2, 6] Sala L09 Professor prof1

MA3AL: Dias [4, 3, 6] Turno T Horas [5, 3, 5] Sala L09 Professor prof6

CCIMBD: Dias [5, 5, 5, 6] Turno T Horas [5, 2, 1, 6] Sala E10 Professor prof5

HUILA: Dias [2, 2] Turno M Horas [3, 3] Sala L10 Professor prof9

MAIFM: Dias [3, 5, 6, 5] Turno T Horas [4, 4, 3, 4] Sala L09 Professor prof6

MAILM: Dias [2, 6, 6] Turno T Horas [6, 1, 1] Sala E09 Professor prof4

CCIMEDI: Dias [5, 6, 3, 3, 6, 2] Turno T Horas [4, 5, 2, 5, 1, 2] Sala L09 Professor prof10

CC2CLD: Dias [5, 6, 3, 3, 6, 2] Turno M Horas [5, 2, 5, 4, 1, 1, 5, 5] Sala E09 Professor prof4

CC2ER: Dias [3, 4, 6, 3] Turno M Horas [6, 2, 4, 1] Sala E09 Professor prof5

CC2POO: Dias [6, 2, 6, 6] Turno M Horas [1, 6, 5, 1] Sala E09 Professor prof8

MA2MA: Dias [6, 2, 6, 6] Turno M Horas [4, 1, 2, 3] Sala E09 Professor prof8

CC3AED2: Dias [3, 2, 5, 2] Turno M Horas [2, 3, 2, 5] Sala L10 Professor prof5

CC3AED3: Dias [2, 3, 3, 2] Turno T Horas [6, 6, 1, 5] Sala L09 Professor prof5

CC3ACC: Dias [3, 5, 5, 3] Turno T Horas [6, 3, 3, 2] Sala L10 Professor prof9

MA3CA: Dias [6, 4, 4, 5] Turno T Horas [6, 1, 1] Sala L09 Professor prof1

CC3ES: Dias [3, 5, 5, 3] Turno T Horas [6, 1, 5] Sala L09 Professor prof9

MA3CA: Dias [6, 4, 4, 5] Turno T Horas [6, 1, 5] Sala L09 Professor prof6

CC3PII: Dias [3, 3, 6, 5, 5, 3, 5, 6, 5, 3, 5, 4] Turno T Horas [6, 2, 3, 5, 4, 4, 4, 1, 2, 1, 5, 5] Sala L4 Professor prof3

CC4HO: Dias [4, 4, 2, 4, 3, 6, 2, 5] Turno M Horas [2, 3, 6, 2] Sala L10 Professor prof3

CC4HO: Dias [4, 2, 2, 6] Turno M Horas [5, 2, 5, 3] Sala L0 Professor prof3

CC4HO: Dias [4, 2, 2, 6] Turno M Horas [6, 2, 6, 3] Sala L0 Professor prof3

CC4BO: Dias [6, 2, 6, 3, 4] Turno M Horas [6, 5, 3, 6, 6] Sala L09 Professor prof9

CC4BO: Dias [6, 2, 6, 3, 4] Turno M Horas [6, 6, 5, 5] Sala L09 Professor prof7

MAPPE: Dias [6, 2, 6, 3, 4] Turno M Horas [6, 6, 5, 5] Sala E09 Professor prof1
```

Figura 9: Resultado do teste com 500 iterações.

#### Com o segundo teste foi usado o dobro de interações totalizando 1000 interações

Figura 3: Resultado do teste com 1000 interações.

Para o segundo teste notei que os dados mais distribuídos o que pode ser bom levando em consideração o problema proposto no entanto os horários encontram-se quebrados acredito que uma análise minuciosa na forma de representação dos dias e das

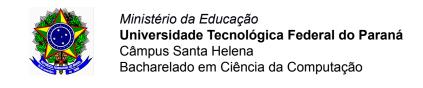


horas de aula possa solucionar esse problema de modo a distribuir as aulas de forma conjunta nos seus respectivos dias.

Figura 4: Resultado do teste com 2000 interações.

#### 2. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com a análise dos resultados foi possível ver que de acordo com o número de interações e seu peso gerado pela função fitness os dados têm um agrupamento melhor em comparação com os valores abaixo de 1000 interações durante algumas análises aloquei as interações para 1281 onde notei que o pesos ficavam próximos a -1 , foi possível notar o desempenho bom do AG em relação a esse problema de combinação.





#### 3.1 REFERÊNCIAS

#### Artigo em Website:

JOHN HENRY HOLLAND. *Encyclopaedia Britannica*. Disponível em: <a href="https://www.britannica.com/biography/John-Henry-Holland">https://www.britannica.com/biography/John-Henry-Holland</a>. Acesso em: 3 jun. 2024.

PASSING OF PROF. JOHN HOLLAND, FATHER OF GENETIC ALGORITHMS AND PIONEER IN COMPLEX SYSTEMS. *BEACON Center for the Study of Evolution in Action*. Disponível em:

https://www.beacon-center.org/blog/2015/08/09/passing-of-prof-john-holland-father-of-genetic -algorithms-and-pioneer-in-complex-systems. Acesso em: 3 jun. 2024.

COMPUTER SCIENCE PIONEER DIES. *The Scientist Magazine*. Disponível em: <a href="https://www.the-scientist.com/news-opinion/computer-science-pioneer-dies-34635">https://www.the-scientist.com/news-opinion/computer-science-pioneer-dies-34635</a>. Acesso em: 3 jun. 2024.

https://medium.com/cecosmos/programa%C3%A7%C3%A3o-gen%C3%A9tica-a-sele%C3% A7%C3%A3o-natural-de-f%C3%B3rmula-edc316dfb0fe

https://repositorio.ufpb.br/jspui/bitstream/123456789/3824/1/JLLS01122016.pdf