

# CIN

December 27, 2025

## 1 Introduction

Este projeto tem como objetivo apoiar os utilizadores na escolha da melhor forma de deslocação no Grande Porto, permitindo a seleção de um ponto de partida e de chegada e a combinação de diferentes meios de transporte: deslocação a pé, metro e autocarro (STCP). O sistema desenvolvido considera que o utilizador pode deslocar-se a pé desde qualquer ponto até uma paragem de metro ou autocarro e que, em estações multimodais, pode escolher o meio de transporte a utilizar.

Atualmente, os utilizadores apresentam múltiplos objetivos, tais como minimizar o tempo total de viagem, reduzir a emissão de gases com efeito de estufa (CO<sub>2</sub>). Adicionalmente, poderam existir restrições como por exemplo a limitação do número de transbordos ou um tempo máximo admissível de deslocação a pé.

## 2 Formulação do Problema

Este projeto enquadra-se, no domínio da otimização multiobjetivo, sendo particularmente adequado à aplicação de algoritmos evolutivos capazes de gerar múltiplas soluções de compromisso. Neste trabalho, foi adotada uma abordagem inspirada no algoritmo MOEA/D.

O problema foi modelado como um problema de otimização de caminhos num grafo multimodal. Dado um nó de origem e um nó de destino, pretende-se encontrar percursos válidos que minimizem simultaneamente dois objetivos contraditórios principais:

- Tempo total de viagem;
- Emissões de CO<sub>2</sub> associadas à deslocação.

Assim como respeitar as restrições apresentadas, nomeadamente:

- Número de transbordos;
- Número de trocas entre linhas
- Tempo máximo de deslocação a pé.

Cada solução corresponde a um caminho válido no grafo, respeitando as ligações entre os diferentes modos de transporte.

## 3 Dados e Construção do Grafo

### 3.1 Dados Utilizados

Foram utilizados dados reais disponibilizados pelas seguintes entidades:

STCP – Sociedade de Transportes Colectivos do Porto;  
Metro do Porto.

Os dados estão organizados em ficheiros gtfs (General Transit Feed Specification) e incluem informação sobre paragens, estações, linhas e respetiva localização geográfica, permitindo a construção de um grafo representativo da rede de transportes do Grande Porto.

De forma geral, foram utilizados os seguintes tipos de ficheiros:

Ficheiros de paragens/estações (stops.txt): contêm a identificação única de cada paragem ou estação, bem como a sua localização geográfica (latitude e longitude). Estes ficheiros são a principal fonte para a criação dos nós do grafo.

Ficheiros de linhas/rotas (trips.txt & routes.txt): descrevem as linhas de autocarro (STCP) e de metro, especificando a sequência ordenada de paragens ou estações servidas por cada linha. Estes ficheiros são utilizados para criar as arestas associadas aos diferentes meios de transporte.

Ficheiros de horários e datas especiais (calendar.txt & calendar\_dates.txt): fornecem informação temporal que pode ser usada para estimar o tempo de deslocação entre paragens consecutivas.

### 3.2 Modelação Multimodal

O sistema é modelado através de um grafo multimodal ponderado, no qual diferentes meios de transporte coexistem e se interligam. Formalmente, o grafo é definido como  $G = (V, E)$ , onde  $V$  representa o conjunto de nós e  $E$  o conjunto de arestas.

### 3.2.1 Nós do Grafo

Os nós do grafo representam diferentes tipos de pontos:

- Nós de paragens de autocarro, associados à rede STCP;
- Nós de estações de metro, associados à rede do Metro do Porto.

Cada nó contém informação adicional, nomeadamente:

- Identificador único;
- Tipo de nó (autocarro ou metro);
- Coordenadas geográficas;
- Conjunto de modos de transporte disponíveis.

Ao se incializar o processo de procura de um caminho mais curto criamos os nodes `_START_` e `_END_` que correspondem às coordenadas de onde o utilizador começa e de onde quer chegar. Geralmente tem de andar do seu ponto inicial até uma paragem.

### 3.2.2 Nós Multimodais

Os nós multimodais desempenham um papel central na integração dos diferentes meios de transporte. Um nó é considerado multimodal quando permite a troca entre dois ou mais modos de transporte, por exemplo:

- Estações de metro com paragens de autocarro nas proximidades;

A construção dos nós multimodais é realizada através de um critério de proximidade espacial. Paragens e estações cuja distância geográfica seja inferior a um determinado limite (no nosso caso foi escolhido 50 metros) são agregadas logicamente, permitindo a criação de ligações de transbordo entre os diferentes modos de transporte.

É efetuado um clustering das paragens dentro desse raio. É calculado um centro que passa a ser as coordenadas de um node multimodal. Desta forma fazemos com que as arestas que ligavam às paragens do cluster agora ligam ao ponto multimodal.

### 3.2.3 Arestas e Tipos de Ligações

As arestas do grafo representam deslocações possíveis entre nós e são classificadas de acordo com o modo de transporte:

- Arestas de autocarro: ligam paragens consecutivas pertencentes à mesma linha STCP;
- Arestas de metro: ligam estações consecutivas na rede do Metro do Porto;

- Arestas de transbordo: ligam nós multimodais, permitindo a mudança de meio de transporte.

Cada aresta possui pesos associados, nomeadamente:

- Tempo estimado de deslocação;
- Distância percorrida;
- Emissões de CO<sub>2</sub> (quando aplicável).

A distância é calculada usando a Distância Haversine. É a forma de calcular a distância entre dois pontos na Terra, dados as suas latitudes e longitudes, tendo em conta a curvatura do planeta.

### 3.2.4 Cálculo dos Pesos

O tempo de deslocação é estimado com base no tipo de transporte, distância e a sua velocidade média:

- WALK SPEED KMH = 4.5
- BUS SPEED KMH = 18.0
- METRO SPEED KMH = 30.0

As emissões de CO<sub>2</sub> são calculadas apenas para os segmentos realizados em transporte público, utilizando os valores fornecidos no enunciado:

- STCP: 109,9 gCO<sub>2</sub> por passageiro-km;
- Metro do Porto: 40 gCO<sub>2</sub> por passageiro-km.

Ao serem criados os nodes de início e fim do percurso, criamos arestas que os ligam a todas as paragens num determinado raio. Estas arestas não têm associadas um valor de emissão de CO<sub>2</sub>.

### 3.2.5 Grafo final

## 4 Metodologia de Otimização

### 4.1 Algoritmo Utilizado

Foi utilizada uma abordagem baseada no MOEA/D (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition), um algoritmo multiobjetivo que decompõe o problema em vários subproblemas.

A escolha do MOEA/D justifica-se pela sua capacidade de lidar eficientemente com objetivos contraditórios e pela sua ampla utilização em problemas de otimização multiobjetivo.

No contexto deste projeto, cada subproblema procura otimizar um compromisso diferente entre:

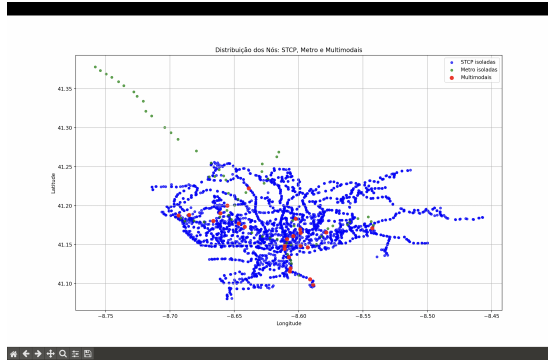


Figure 1: Paragens de transportes Públicos do Porto.

- minimizar o tempo total de viagem;
- minimizar as emissões de CO<sub>2</sub>.

A escolha do MOEA/D justifica-se por várias razões:

- Permite obter um conjunto diversificado de soluções de compromisso (fronteira de Pareto);
- Apresenta boa escalabilidade para problemas com grafos de grande dimensão;
- Facilita a incorporação de heurísticas e operadores com conhecimento do domínio;

## 4.2 Codificação das Soluções

Cada indivíduo da população representa um caminho completo entre origem e destino, codificado como uma sequência ordenada de nós do grafo.

Esta representação garante:

- A validade estrutural das soluções;
- Facilidade na aplicação de operadores evolutivos;
- Integração natural de diferentes modos de transporte.
- Permite identificar facilmente transbordos e segmentos a pé;

## 4.3 Função Objetivo

O problema abordado neste projeto é formulado como um problema de *otimização multiobjetivo*, no qual se pretende encontrar percursos que estabeleçam compromissos adequados entre critérios contraditórios. Em particular, são considerados dois objetivos principais: o tempo total de viagem e as emissões de CO<sub>2</sub>.

#### 4.3.1 Minimização do Tempo Total de Viagem

O primeiro objetivo consiste em minimizar o tempo total necessário para realizar a deslocação entre o node *start* e o *end*. O tempo total de um percurso é calculado como a soma dos tempos associados a cada segmento do caminho:

$$f_1(\text{caminho}) = \sum_{e \in E_{\text{caminho}}} t(e)$$

onde  $t(e)$  representa o tempo estimado para percorrer a aresta  $e$ .

O cálculo do tempo depende do tipo de deslocação associado à aresta:

- **Deslocações a pé:** o tempo é estimado com base numa velocidade média de caminhada, assumida constante;
- **Autocarro (STCP):** o tempo é estimado a partir da distância percorrida e de uma velocidade média;
- **Metro do Porto:** o tempo é estimado a partir da distância percorrida e de uma velocidade média;

#### 4.3.2 Minimização das Emissões de CO<sub>2</sub>

O segundo objetivo visa minimizar o impacto ambiental da deslocação, medido através das emissões totais de CO<sub>2</sub> associadas ao percurso:

$$f_2(\text{caminho}) = \sum_{e \in E_{\text{caminho}}} \text{CO}_2(e)$$

As emissões são calculadas exclusivamente para os segmentos realizados em transporte público, sendo as deslocações a pé consideradas neutras em termos de emissões.

Os valores utilizados seguem os dados fornecidos no enunciado do projeto:

- **Autocarro (STCP):** 109.9 gCO<sub>2</sub> por passageiro·km;
- **Metro do Porto:** 40 gCO<sub>2</sub> por passageiro·km;
- **Deslocações a pé:** não têm emissão de CO<sub>2</sub>.

Assim, para cada aresta correspondente a um segmento de transporte público, a emissão é calculada como:

$$\text{CO}_2(e) = d(e) \times \text{fator}_{\text{modo}}$$

onde  $d(e)$  representa a distância percorrida na aresta e  $\text{fator}_{\text{modo}}$  corresponde ao fator de emissão do meio de transporte utilizado.

### 4.3.3 Tratamento das Restrições e Penalizações

Para além dos objetivos principais, o problema inclui restrições adicionais relevantes do ponto de vista do utilizador, nomeadamente:

- limite máximo de tempo de deslocação a pé;
- limitação do número de transbordos;
- limitação do número de linhas utilizadas.

Estas restrições são tratadas através de penalizações adicionadas às funções objetivo, permitindo desencorajar soluções inviáveis sem restringir excessivamente o espaço de pesquisa do algoritmo evolutivo.

As funções objetivo penalizadas são então definidas como:

$$f'_1(\text{caminho}) = f_1(\text{caminho}) + P_{\text{pé}}(\text{caminho}) + P_{\text{trans}}(\text{caminho}) + P_{\text{lin}}(\text{caminho})$$

$$f'_2(\text{caminho}) = f_2(\text{caminho}) + \gamma \cdot (P_{\text{trans}}(\text{caminho}) + P_{\text{lin}}(\text{caminho}))$$

### 4.3.4 Natureza Multiobjetivo e Decomposição

As duas funções objetivo consideradas são contraditórias: percursos mais rápidos tendem a recorrer a meios de transporte mais poluentes, enquanto percursos ambientalmente mais sustentáveis podem implicar maior tempo de viagem ou maior componente pedonal.

No contexto do MOEA/D, estas funções são combinadas através de vetores de pesos, permitindo definir subproblemas escalares da forma:

$$g(\text{caminho} \mid \lambda) = \lambda_1 f'_1(\text{caminho}) + \lambda_2 f'_2(\text{caminho})$$

onde  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  representam os pesos associados ao tempo e às emissões, respetivamente.

Esta decomposição permite explorar diferentes compromissos entre os objetivos e construir uma fronteira de Pareto diversificada.

### 4.3.5 Justificação das Escolhas

A escolha do tempo de viagem e das emissões de CO<sub>2</sub> como objetivos principais justifica-se por representarem critérios relevantes e contraditórios em contextos reais de mobilidade urbana. A utilização de penalizações para o tratamento das restrições permite manter a flexibilidade do algoritmo evolutivo, assegurando simultaneamente a viabilidade prática das soluções obtidas.

## 4.4 Inicialização da População

A inicialização da população desempenha um papel fundamental no desempenho de algoritmos evolutivos, em particular em problemas de otimização combinatorial com um espaço de soluções vasto e altamente estruturado, como é o caso do planeamento de percursos multimodais.

Antes sequer de inicializar a população, através do calendário e horários fornecidos, encontramos e calculamos o grafo de paragens disponiveis no dia em questão. A seguir criaram-se os nodes de inicio e fim de percurso e as arestas respectivas.

A função `initialize_population` foi desenhada de forma a garantir a viabilidade e a diversidade das soluções iniciais. O processo segue os seguintes passos:

1. **Cálculo da Solução Mais Rápida:** É executado o algoritmo de Dijkstra para inserir na população um caminho de referência focado na rapidez. Escolhemos o algoritmo de Dijkstra pois ele ajuda o MOEA/D a convergir muito mais rapidamente, "ensinando" desde o início onde estão os caminhos mais eficientes.
2. **Amostragem Estocástica:** Os restantes indivíduos da população são calculados seguindo a lógica de decomposição por pesos do MOEA/D. Este processo garante que a população não convirja apenas para uma solução, mas sim para uma Fronteira de Pareto diversificada.
  - **Vetores de Pesos ( $\lambda$ ):** São gerados  $N$  vetores de pesos uniformemente distribuídos. Cada vetor define a importância relativa entre o tempo de viagem e as emissões de CO2. Por exemplo, um indivíduo pode ser incentivado a minimizar agressivamente o CO2, enquanto outro busca equilibrar os dois objetivos.
  - **Escalarização Tchebycheff:** Para cada subproblema, a qualidade de um caminho é avaliada através de uma função de escalarização. Isto permite transformar os dois objetivos em um único valor que o algoritmo tenta minimizar para aquele indivíduo específico.
  - **Refinamento por Vizinhança:** Os restantes indivíduos não são gerados de forma isolada. O algoritmo define uma "vizinhança" para cada subproblema. Quando um novo caminho é descoberto (por exemplo, através de mutação), ele é testado nos vizinhos. Se o novo percurso for melhor para os pesos de um vizinho, ele substitui a solução antiga, promovendo a evolução de toda a população em paralelo.
  - **Penalizações de Viabilidade:** Durante este cálculo, a função objetivo (`path.objective`) aplica penalizações pesadas ao tempo total se o caminho gerado violar limites de mudanças de linha ou tempo de caminhada excessivo, garantindo que os indivíduos evoluam para soluções utilizáveis pelo passageiro.
3. **Validação de Restrições:** Cada caminho gerado é verificado quanto à sua continuidade temporal (horários das próximas passagens) e física (ligações entre paragens e clusters multimodais).



Esta abordagem evita o problema comum em algoritmos evolutivos aplicados a grafos, onde uma inicialização puramente aleatória resultaria numa população composta maioritariamente por indivíduos inválidos (caminhos interrompidos).

## 4.5 Operadores Genéticos e Procura Local

Dada a natureza do problema em grafos, os operadores genéticos foram desenhados de forma a manter a validade dos caminhos (conectividade) e não puramente aleatórios.

### 4.5.1 Operador de Mutação de Caminho

A mutação é o motor de exploração do algoritmo. Em vez de alterar um "gene" isolado, o operador de mutação atua sobre a estrutura do trajeto:

1. **Seleção de Segmento:** Escolhem-se aleatoriamente dois pontos,  $A$  e  $B$ , dentro de um caminho existente.
2. **Re-routing:** O segmento original entre  $A$  e  $B$  é removido e o algoritmo tenta encontrar um novo sub-caminho viável no grafo.
3. **Diversificação:** Este processo permite que o sistema descubra novas alternativas (ex: trocar uma parte realizada de autocarro por um de metro) que o operador de crossover dificilmente encontraria sozinho. Permite também que não fique preso em possíveis máximos locais.

### 4.5.2 Algoritmos de Procura Local (Local Search)

Após a geração de novos indivíduos, aplica-se uma procura local para refinar a solução antes de a reinserir na população. Esta atua em três frentes:

- **Substituição de Segmentos:** O algoritmo verifica se, para um par de paragens no trajeto, existe uma linha alternativa ou uma combinação multimodal que reduza o custo (seja em tempo ou  $CO_2$ ) sem alterar o resto do percurso.
- **Otimização de Transbordos:** A procura local analisa pontos de transferência. Se detetar uma caminhada curta (cluster de 50m) que permita apanhar um transporte mais rápido ou menos poluente, o trajeto é ajustado localmente.
- **Ajuste Pedonal:** Verifica se a distância a pé no início e fim da viagem pode ser reduzida ao ligar o utilizador a paragens vizinhas alternativas dentro do raio de 800m.

Esta combinação de procura global (MOEA/D) com procura local (ajuste de segmentos) é o que permite encontrar soluções que não são apenas matematicamente ótimas, mas logisticamente viáveis para um passageiro real.

## 4.6 Parametrização e Configuração Experimental

A eficácia do algoritmo MOEA/D depende da calibração dos seus hiperparâmetros, que foram ajustados para refletir a realidade da rede de transportes do Porto:

- **Tamanho da População ( $N$ ):** Definido para permitir uma representação fiel da Frente de Pareto (ex: entre 50 a 100 indivíduos), garantindo soluções que variam entre o foco total em tempo e o foco total em sustentabilidade.
- **Vetores de Peso ( $\lambda$ ):** Gerados para decompor o problema multiobjetivo em subproblemas monoobjetivo. Cada indivíduo na população tenta minimizar a função de escalarização para o seu respetivo peso.
- **Penalizações Físicas:** Utilização de constantes rigorosas no cálculo do custo, como a penalização por mudança de modo (`MODE_CHANGE_PENALTY_MIN`) e de linha (`LINE_CHANGE_PENALTY_MIN`), essenciais para evitar trajetos com transbordos excessivos e pouco práticos.

## 5 Metodologia de Avaliação

A robustez do sistema foi testada utilizando a rede real de transportes da Área Metropolitana do Porto, combinando os sistemas STCP e Metro.

- **Cenários de Teste:** Foram selecionados pares origem-destino de forma estratégica (por exemplo, zonas periféricas sem Metro versus polos universitários). O sistema gera nós virtuais (`_START_` e `_END_`) e utiliza a fórmula de Haversine para conectar o utilizador às paragens num raio de 800 m.
- **Métricas de Qualidade:**
  1. **Convergência e Hipervolume:** Avaliou-se a capacidade do MOEA/D em aproximar-se da Frente de Pareto real, garantindo que as soluções de "caminho mais rápido" e "caminho mais ecológico" fossem distintas e competitivas.
  2. **Análise de Estabilidade:** Verificou-se a sensibilidade do algoritmo em relação às penalizações de transbordo (`MODE_CHANGE_PENALTY`), assegurando que as rotas sugeridas fossem logisticamente confortáveis para um passageiro humano.

## 6 Software

A implementação foi realizada em **Python**, focada na eficiência de processamento de grafos de grande escala:

- **Pandas:** Utilizado para o tratamento massivo de dados GTFS (mais de 900.000 arestas geradas no pré-processamento).

- **Heapq:** Implementação de filas de prioridade para o algoritmo de Dijkstra, permitindo uma inicialização rápida da população.
- **Matplotlib:** Utilizado para a validação visual do grafo multimodal, permitindo identificar a correta ligação dos 24 nós multimodais (clusters) criados entre as redes de autocarro e metro.
- **Fórmula de Haversine:** Implementada para garantir que as distâncias espaciais entre coordenadas GPS fossem precisas ao criar os clusters de 50 metros para transferências.

## 7 Discussão de Resultados

Os testes demonstraram que a inclusão de Procura Local e de uma Mutação por Re-encaminhamento foi decisiva para a viabilidade do projeto:

- **Refinamento da Mutação:** Ao contrário de mutações aleatórias que "quebram" caminhos em grafos, a mutação de sub-caminhos permitiu explorar alternativas viáveis entre paragens, resultando numa convergência mais rápida para a Frente de Pareto.
- **Equilíbrio Multimodal:** O algoritmo demonstrou eficácia ao sugerir o uso do Metro para longas distâncias (otimizando tempo e  $CO_2$ ) e o uso de STCP para a "última milha" ou zonas sem cobertura ferroviária.
- **Impacto das Restrições:** No documento com alguns dos teste corridos podemos ver que as restrições têm o seu devido impacto pois se não limitarmos o tempo a pé este será sempre o caminho com menos emissões de  $CO_2$ , o que é o resultado espectacular.

## 8 Conclusão

O sistema desenvolvido revelou-se uma ferramenta eficaz para a mobilidade sustentável no Porto. A combinação do algoritmo MOEA/D com o processamento de dados GTFS permitiu gerar soluções de compromisso reais entre rapidez e impacto ambiental.

A integração de nós multimodais foi o avanço técnico mais significativo, e inicialmente mais difícil, permitindo a integração/compatibilidade entre operadores distintos. Como trabalho futuro, destaca-se:

1. A inclusão do custo monetário através das tarifas do metro.
2. A adaptação para dados em tempo real (**GTFS-Realtime**) para considerar atrasos e greves.
3. A expansão do grafo para incluir o formato específico das estradas.