**Otimização Bayesiana Multi-Objetivo para a Evolução de Sistemas de Rede Celular**

**GNN – Graphs Neural Networks**

**1. Introdução**

**1.1. O Desafio da Otimização de Redes Celulares**

As redes celulares modernas evoluíram para sistemas de elevada complexidade, exigindo estratégias de otimização eficientes para garantir um desempenho adequado aos seus utilizadores. A crescente procura por serviços de dados móveis, juntamente com a diversidade de aplicações e dispositivos conectados, impõe desafios significativos na gestão e configuração destas redes. Um dos aspetos mais críticos reside na necessidade de equilibrar múltiplos objetivos de desempenho que, frequentemente, apresentam naturezas conflituantes. Em particular, a otimização da capacidade da rede, medida pelo número de utilizadores que podem ser suportados, e a experiência individual do utilizador, avaliada através do débito médio (TPUT DL médio por usuários), representam um dilema central no projeto e operação de redes celulares. Aumentar a capacidade da rede para acomodar mais utilizadores pode, por vezes, levar a uma diminuição do débito médio por utilizador devido à maior partilha de recursos. Inversamente, a priorização de um elevado débito para cada utilizador pode restringir o número total de utilizadores que a rede consegue servir dentro de uma determinada área de cobertura 1.

Esta tensão inerente entre a quantidade de utilizadores e o débito individual sublinha a necessidade de abordagens de otimização que não procurem uma única "melhor" configuração, mas sim um conjunto de soluções de compromisso que ofereçam diferentes equilíbrios entre estes objetivos. A identificação destas soluções de compromisso permite aos operadores de rede tomar decisões informadas sobre a configuração do sistema, alinhadas com as suas prioridades estratégicas e as necessidades dos seus utilizadores.

**1.2. Introdução à Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO)**

A otimização Bayesiana (BO) surgiu como uma técnica de otimização eficiente em termos de amostras, particularmente adequada para funções "caixa negra" dispendiosas de avaliar 1. Em cenários onde a avaliação de uma função objetivo é computacionalmente intensiva ou requer experimentação no mundo real, a BO procura encontrar a configuração ótima com o mínimo de avaliações possível, construindo um modelo probabilístico (modelo substituto) da função objetivo e utilizando uma função de aquisição para guiar a seleção dos próximos pontos a serem amostrados.

A otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) é uma extensão natural da BO para lidar com problemas que envolvem múltiplos objetivos conflitantes 1. Em vez de procurar um único ótimo, a MOBO visa identificar um conjunto de soluções Pareto-ótimas, representando os melhores compromissos possíveis entre os diferentes objetivos. Estas soluções constituem a fronteira de Pareto, onde qualquer melhoria num objetivo implica necessariamente uma deterioração noutro 5.

O problema específico de otimizar um sistema de rede celular para maximizar tanto a quantidade de utilizadores como o débito médio por utilizador, considerando a natureza dispendiosa e complexa da avaliação do desempenho da rede, apresenta um cenário ideal para a aplicação da MOBO. Ao utilizar as variáveis de entrada fornecidas – utilização de PBR DL média da célula, RS Gain, tilt, azimute, parâmetros de Offset para mobilidade e quantidade de utilizadores – como variáveis de decisão, a MOBO pode explorar o espaço de configuração e identificar as combinações de parâmetros que resultam nos melhores equilíbrios entre os objetivos de desempenho. A capacidade da MOBO para lidar com múltiplos objetivos conflitantes e a sua eficiência em termos de amostras tornam-na uma ferramenta promissora para a evolução de sistemas de rede celular.

**2. Fundamentos da Otimização Bayesiana Multi-Objetivo**

**2.1. Recapitulação da Otimização Bayesiana (BO)**

A otimização Bayesiana é um método iterativo para otimizar funções objetivo dispendiosas e cuja forma analítica é desconhecida 2. O seu funcionamento assenta em dois componentes principais: um modelo substituto probabilístico e uma função de aquisição 1.

O **modelo substituto** é tipicamente um Processo Gaussiano (GP) 2. Um GP define uma distribuição de probabilidade sobre possíveis funções objetivo, permitindo estimar a média e a variância (incerteza) do valor da função em qualquer ponto do espaço de entrada, com base nos dados já observados 6. À medida que mais pontos são avaliados, o modelo substituto é atualizado, refinando a estimativa da função objetivo e reduzindo a incerteza nas regiões amostradas 2. A escolha de um kernel apropriado para o GP é crucial, pois este define as propriedades de suavidade e correlação da função objetivo modelada 6.

A **função de aquisição** utiliza as previsões do modelo substituto (média e variância) para determinar o próximo ponto no espaço de entrada que deve ser avaliado 1. O objetivo da função de aquisição é equilibrar a **exploração** de regiões do espaço de entrada com alta incerteza (onde a função objetivo pode ter valores elevados ainda não descobertos) e a **explotação** de regiões onde o modelo substituto prevê valores elevados da função objetivo 1. Funções de aquisição comuns incluem a Melhoria Esperada (Expected Improvement - EI), a Probabilidade de Melhoria (Probability of Improvement - PI) e o Limite Superior de Confiança (Upper Confidence Bound - UCB) 2.

O processo iterativo da BO envolve os seguintes passos:

1. Avaliar a função objetivo num conjunto inicial de pontos (normalmente escolhidos aleatoriamente ou através de um design experimental).
2. Ajustar o modelo substituto (GP) aos dados observados.
3. Otimizar a função de aquisição para encontrar o próximo ponto a ser avaliado.
4. Avaliar a função objetivo no ponto selecionado.
5. Atualizar o modelo substituto com o novo dado.
6. Repetir os passos 3-5 até atingir um critério de paragem (por exemplo, um número máximo de avaliações ou um nível de desempenho desejado) 6.

**2.2. Extensão para Múltiplos Objetivos: Otimização Multi-Objetivo (MOO)**

A Otimização Multi-Objetivo (MOO) lida com problemas onde se pretende otimizar simultaneamente duas ou mais funções objetivo que, frequentemente, estão em conflito 1. Ao contrário da otimização mono-objetivo, que procura um único ótimo, a MOO procura identificar um conjunto de soluções ótimas que representam diferentes compromissos entre os objetivos 1.

Um conceito fundamental em MOO é o de **Dominância de Pareto** 7. Uma solução A diz-se que Pareto domina uma solução B se A for pelo menos tão boa quanto B em todos os objetivos e estritamente melhor em pelo menos um objetivo. Se nenhuma solução no conjunto for dominada por outra, então essas soluções são consideradas **Pareto-ótimas** 1.

O conjunto de todas as soluções Pareto-ótimas forma a **Fronteira de Pareto** 1. Cada ponto na fronteira de Pareto representa um equilíbrio ótimo entre os objetivos; não é possível melhorar um objetivo sem piorar pelo menos um dos outros. A fronteira de Pareto oferece aos decisores um conjunto de opções, permitindo-lhes escolher a solução que melhor se adapta às suas preferências e prioridades 4.

**3. Técnicas e Algoritmos de MOBO**

A Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) estende os princípios da BO para encontrar a fronteira de Pareto em problemas com múltiplos objetivos dispendiosos de avaliar. Várias técnicas e algoritmos foram desenvolvidos para este fim, podendo ser genericamente classificados em métodos baseados em escalarização, métodos baseados em hipervolume e outras abordagens.

**3.1. Métodos Baseados em Escalarização**

Os métodos baseados em escalarização transformam o problema multi-objetivo num problema mono-objetivo através da combinação dos múltiplos objetivos numa única função escalar utilizando pesos ou outras funções de escalarização 1. Ao variar os pesos atribuídos a cada objetivo, diferentes regiões da fronteira de Pareto podem ser exploradas.

Um algoritmo representativo desta classe é o **ParEGO** (Pareto Efficient Global Optimization) 1. O ParEGO aborda o problema MOBO transformando-o aleatoriamente num problema de otimização mono-objetivo em cada iteração 1. Isto é feito através da atribuição aleatória de pesos aos diferentes objetivos e da sua combinação numa única função objetivo escalarizada. Em seguida, aplica-se uma função de aquisição padrão de BO (como a Melhoria Esperada) para otimizar esta função escalarizada e selecionar o próximo ponto a ser avaliado. Ao longo das iterações, a aleatoriedade nos pesos permite explorar diferentes compromissos entre os objetivos e aproximar a fronteira de Pareto.

A principal vantagem dos métodos baseados em escalarização reside na sua simplicidade, pois permitem utilizar as ferramentas e técnicas bem estabelecidas da otimização Bayesiana mono-objetivo. Contudo, estes métodos podem ter dificuldades em encontrar regiões não convexas da fronteira de Pareto, uma vez que uma combinação linear dos objetivos pode não conseguir representar adequadamente estas regiões 5.

**3.2. Métodos Baseados em Hipervolume**

O **Hipervolume (HV)** é uma métrica comummente utilizada para avaliar a qualidade de um conjunto de soluções não dominadas em MOO 1. Representa o volume da região no espaço objetivo dominada pelo conjunto de soluções e limitada por um ponto de referência. Um maior hipervolume indica um melhor conjunto de soluções, pois estas estão mais próximas da fronteira de Pareto verdadeira e cobrem uma maior porção do espaço objetivo.

Os métodos baseados em hipervolume procuram diretamente otimizar o hipervolume do conjunto de soluções encontradas. Um algoritmo proeminente nesta categoria é a **Melhoria Esperada do Hipervolume (Expected Hypervolume Improvement - EHVI)** e as suas variantes, como a **qEHVI** (para avaliações em lote) e a **qLogNEHVI** (para objetivos ruidosos) 4. Estes algoritmos utilizam o modelo substituto (GP) para estimar a melhoria esperada no hipervolume ao avaliar um novo ponto. A função de aquisição EHVI guia a busca por pontos que provavelmente irão aumentar o hipervolume do conjunto de soluções não dominadas, promovendo assim a convergência para uma fronteira de Pareto de alta qualidade.

Os métodos baseados em hipervolume têm a vantagem de otimizar diretamente uma métrica de qualidade da fronteira de Pareto e são capazes de lidar com fronteiras não convexas. No entanto, o cálculo do hipervolume pode ser computacionalmente dispendioso, especialmente em problemas com um número elevado de objetivos 10.

**3.3. Outras Abordagens de MOBO**

Além dos métodos baseados em escalarização e hipervolume, existem outras abordagens para a MOBO:

* **Métodos baseados em Thompson Sampling:** Estes métodos utilizam a amostragem de Thompson (Thompson Sampling - TS) na distribuição posterior do GP como função de aquisição 1. O algoritmo **TSEMO** (Thompson Sampling Efficient Multi-Objective Optimization) é um exemplo que utiliza TS para otimizar múltiplos objetivos com o algoritmo evolutivo multi-objetivo NSGA-II e seleciona o próximo lote de amostras maximizando a melhoria do hipervolume 1.
* **MOBO com Preferências:** Algumas abordagens permitem incorporar preferências do utilizador sobre os objetivos para guiar a busca para regiões específicas da fronteira de Pareto 4. Por exemplo, o algoritmo apresentado em 4 permite definir restrições de ordem de preferência entre os objetivos, direcionando a otimização para as soluções que satisfazem estas preferências.
* **Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivo integrados com BO:** Métodos como o **MOEA/D-EGO** combinam a abordagem baseada em população dos algoritmos evolutivos multi-objetivo (como o MOEA/D) com a eficiência em termos de amostras da otimização Bayesiana 1. Estes métodos utilizam múltiplos pesos de escalarização e realizam a otimização em paralelo.

A escolha do algoritmo MOBO mais adequado depende das características específicas do problema, incluindo o número de objetivos, a complexidade da fronteira de Pareto, o custo de avaliação das funções objetivo e a disponibilidade de informações de preferência.

**4. Aplicações da MOBO na Otimização de Redes e Domínios Similares**

A Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) tem demonstrado ser uma ferramenta eficaz em diversos domínios onde a otimização de múltiplos objetivos conflitantes é necessária e a avaliação das funções objetivo é dispendiosa. Embora os exemplos diretos de aplicações de MOBO na otimização de redes de comunicação nos materiais de pesquisa fornecidos sejam limitados, existem aplicações relevantes em domínios semelhantes e no contexto geral da otimização de sistemas complexos.

**4.1. Exemplos na Otimização de Redes**

Um exemplo específico de aplicação de MOBO no contexto da otimização de redes é apresentado em 9. Este trabalho discute a otimização dos parâmetros do algoritmo de **Locality Sensitive Hashing (LSH)** para equilibrar três objetivos concorrentes: tempo de consulta, precisão e uso de memória. O LSH é um algoritmo utilizado para pesquisa de vizinhos mais próximos em dados de alta dimensão, sendo relevante em diversas tarefas de análise de dados e redes. Ao tratar o número de tabelas de hash, bits de hash e probes como variáveis de entrada, a MOBO é utilizada para encontrar configurações de parâmetros Pareto-ótimas que representam os melhores compromissos entre estes objetivos de desempenho. Este exemplo demonstra como a MOBO pode ser aplicada a um sistema complexo relacionado com redes para encontrar configurações que equilibram múltiplos critérios de desempenho.

**4.2. Exemplos em Sistemas Complexos com Objetivos Conflitantes**

Além do exemplo específico em otimização de redes, os materiais de pesquisa mencionam várias outras aplicações de MOBO em sistemas complexos com objetivos conflitantes:

* **Algoritmo de Viola Jones para deteção de faces:** A MOBO pode ser utilizada para ajustar os limiares deste algoritmo, equilibrando sensibilidade, especificidade e tempo de consulta 9.
* **Ajuste de hiperparâmetros em Machine Learning:** A MOBO é utilizada para otimizar simultaneamente múltiplos critérios de desempenho de modelos de Machine Learning, como erro de previsão e tempo de previsão 4.
* **Robótica:** A otimização Bayesiana é aplicada em problemas de otimização multi-objetivo dispendiosos na robótica 4.
* **Design de produtos:** A MOBO é utilizada na otimização experimental para o design de produtos, como materiais de fibra de polímero curta 4.
* **Design e descoberta de materiais:** A MOBO é aplicada para otimizar múltiplas propriedades de materiais, como voltagem, capacidade e custo de materiais para baterias de iões de lítio 1.
* **Design de portfólios financeiros:** A otimização multi-objetivo é utilizada para equilibrar o retorno e o risco de portfólios financeiros 1.
* **Design de manufatura e controlo ótimo:** A otimização multi-objetivo é aplicada nestes domínios para otimizar objetivos conflitantes 1.

Estes exemplos, embora não sejam todos diretamente relacionados com a otimização de redes de comunicação, ilustram a versatilidade da MOBO em lidar com problemas complexos onde múltiplos objetivos precisam de ser otimizados simultaneamente e a avaliação destes objetivos é dispendiosa. As características comuns destes problemas com o cenário de otimização de redes celulares sugerem o potencial da MOBO para a evolução do sistema em questão.

**5. Formulação do Problema de Otimização de Rede Celular com MOBO**

Para aplicar a Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) ao problema de evolução do sistema de rede celular, é crucial formular adequadamente o problema dentro do framework da MOBO. Isto envolve definir as variáveis de decisão (parâmetros de entrada) e as funções objetivo (indicadores de desempenho a maximizar).

**5.1. Definição das Variáveis de Decisão (Parâmetros de Entrada)**

Os parâmetros de entrada fornecidos pelo utilizador podem servir como variáveis de decisão no processo de otimização MOBO. Cada parâmetro representa uma dimensão no espaço de busca que o algoritmo irá explorar para encontrar configurações ótimas.

* **Utilização de PBR DL média da célula:** Esta variável contínua representa a percentagem média de Blocos de Recursos Físicos (Physical Resource Blocks - PBRs) utilizados no downlink da célula. A MOBO pode explorar diferentes níveis de utilização alvo para otimizar o equilíbrio entre a eficiência do uso de recursos e a capacidade de resposta da rede.
* **RS Gain (Parâmetro de cobertura da célula):** Esta variável contínua afeta a potência do sinal de referência (Reference Signal - RS), impactando a cobertura da célula. A MOBO pode ajustar este parâmetro para encontrar o equilíbrio ideal entre a área de cobertura e o potencial de interferência com células vizinhas.
* **Tilt (Inclinação da antena):** Esta variável, que pode ser contínua ou discreta, controla o ângulo de inclinação vertical da antena da célula, influenciando a área de cobertura vertical e a distribuição do sinal. A MOBO pode otimizar o tilt para melhor servir a distribuição de utilizadores e a força do sinal em diferentes áreas.
* **Azimute (Direção da antena):** Semelhante ao tilt, esta variável, contínua ou discreta, controla a direção horizontal da antena, afetando a área de cobertura horizontal. A MOBO pode ajustar o azimute para alinhar a cobertura com a procura de utilizadores.
* **Parâmetros de Offset para mobilidade de usuários em layers 4G diferentes (2600MHz, 2100MHz, 1800MHz, 700MHz):** Estes são um conjunto de variáveis contínuas (uma para cada camada de frequência) que influenciam como os utilizadores são transferidos entre diferentes bandas de frequência 4G. A MOBO pode otimizar estes offsets para melhorar a mobilidade dos utilizadores, o balanceamento de carga entre as camadas e a experiência geral do utilizador.
* **Quantidade de usuários:** Embora este seja também um objetivo a ser maximizado, pode potencialmente ser utilizado como uma variável de entrada se a otimização visar encontrar configurações ótimas para diferentes cenários de carga de utilizadores. No entanto, no contexto da pergunta, parece mais apropriado considerá-lo como uma função objetivo a ser maximizada para uma dada configuração dos outros parâmetros.
* **TPUT DL médio por usuários:** Similarmente à quantidade de utilizadores, este é um objetivo a ser maximizado para uma dada configuração dos parâmetros de entrada.

É importante notar que a quantidade de utilizadores e o TPUT DL médio por utilizadores são as métricas que se pretende otimizar, sendo, portanto, as funções objetivo no problema de MOBO. Os outros parâmetros listados (utilização de PBR, RS Gain, tilt, azimute e offsets de mobilidade) são as variáveis de decisão que a MOBO irá manipular para tentar maximizar estas funções objetivo.

**5.2. Definição e Avaliação dos Objetivos (Metas de Maximização)**

Os dois objetivos a serem maximizados no problema de otimização do sistema de rede celular são:

* **Quantidade de usuários:** O objetivo é maximizar o número de utilizadores que podem ser servidos pela célula, mantendo simultaneamente uma qualidade de serviço aceitável. A avaliação deste objetivo para uma dada configuração dos parâmetros de entrada pode envolver a execução de simulações de rede que modelam o comportamento da célula sob diferentes condições de carga e com diferentes configurações de parâmetros. Alternativamente, se dados históricos de desempenho da rede estiverem disponíveis, modelos preditivos podem ser treinados para estimar a quantidade de utilizadores que uma determinada configuração suportaria.
* **TPUT DL médio por usuários:** O objetivo é maximizar a taxa média de dados de downlink experimentada por cada utilizador na célula. Semelhante à quantidade de utilizadores, a avaliação deste objetivo para uma dada configuração dos parâmetros de entrada pode ser realizada através de simulações de rede ou análise de dados históricos de desempenho.

Como o utilizador reconheceu, estes dois objetivos são conflitantes. Aumentar a quantidade de utilizadores pode levar a uma maior contenção de recursos e, consequentemente, a um menor débito médio por utilizador 1. Por outro lado, priorizar um elevado débito médio por utilizador pode limitar o número total de utilizadores que a célula consegue suportar dentro da sua área de cobertura.

Dentro do framework de otimização Bayesiana multi-objetivo, a avaliação destes objetivos para um dado conjunto de variáveis de decisão (parâmetros de entrada) representa a função "caixa negra" que a MOBO procura otimizar. O algoritmo MOBO irá iterativamente propor diferentes configurações dos parâmetros de entrada, avaliar o desempenho da rede (através de simulação, dados históricos ou modelos preditivos) em termos da quantidade de utilizadores e do débito médio, e utilizar estes resultados para refinar o seu modelo substituto e guiar a busca por configurações Pareto-ótimas.

**6. Geração da Fronteira de Pareto e Análise de Trade-off**

**6.1. Como a MOBO Gera a Fronteira de Pareto**

Através do seu processo iterativo de construção do modelo substituto e otimização da função de aquisição, a Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) explora o espaço das variáveis de entrada (os parâmetros de configuração da rede celular) e avalia os valores resultantes das funções objetivo (quantidade de utilizadores e débito médio por utilizador).

Inicialmente, a MOBO pode começar com um pequeno número de avaliações iniciais dos objetivos para diferentes configurações de parâmetros. Com base nestas observações, o algoritmo constrói um modelo probabilístico (tipicamente um Processo Gaussiano) que representa a sua crença sobre o comportamento das funções objetivo em todo o espaço de entrada.

Em cada iteração subsequente, a MOBO utiliza uma função de aquisição para determinar o próximo conjunto de configurações de parâmetros a serem avaliadas. A função de aquisição equilibra a necessidade de explorar regiões do espaço de parâmetros onde a incerteza sobre o desempenho da rede é alta (o que pode levar à descoberta de configurações ainda melhores) com a necessidade de explorar regiões onde o modelo prevê um bom desempenho em termos dos objetivos.

Após avaliar o desempenho da rede (através de simulação ou outros meios) para as novas configurações de parâmetros, estes novos dados são utilizados para atualizar o modelo probabilístico. Este processo iterativo continua até que um critério de paragem seja atingido, como um número máximo de avaliações ou um certo nível de convergência na qualidade da fronteira de Pareto.

Ao longo deste processo, a MOBO mantém um registo das configurações de parâmetros avaliadas e dos seus correspondentes valores de objetivo. No final da otimização, o algoritmo identifica o conjunto de soluções não dominadas entre todas as configurações avaliadas. Estas soluções não dominadas formam a fronteira de Pareto, representando os melhores compromissos encontrados entre a quantidade de utilizadores e o débito médio por utilizador 5.

**6.2. Interpretação da Fronteira de Pareto**

Cada ponto na fronteira de Pareto representa uma configuração ótima diferente dos parâmetros de entrada da rede celular, oferecendo um equilíbrio único entre os dois objetivos de desempenho 5. Ao longo da fronteira de Pareto, observa-se o trade-off inerente entre os objetivos: melhorar um objetivo (por exemplo, aumentar o débito médio) implica necessariamente piorar o outro (por exemplo, reduzir a quantidade de utilizadores), e vice-versa 5.

A "melhor" solução na fronteira de Pareto não é única e depende das prioridades ou requisitos específicos do operador de rede. Por exemplo, durante as horas de pico, a prioridade pode ser maximizar a quantidade de utilizadores suportados, mesmo que isso signifique um ligeiro decréscimo no débito médio. Noutros cenários, como para utilizadores premium ou para suportar aplicações com alta demanda de largura de banda, a prioridade pode ser maximizar o débito médio por utilizador, mesmo que a capacidade total de utilizadores seja ligeiramente menor.

A fronteira de Pareto permite aos engenheiros de rede visualizar e quantificar estes trade-offs, fornecendo informações valiosas para a tomada de decisões sobre a configuração do sistema. Ao analisar a fronteira, é possível entender o impacto das diferentes configurações de parâmetros no desempenho da rede e escolher a solução que melhor se alinha com os objetivos operacionais ou acordos de nível de serviço.

**6.3. Exemplo de Soluções Pareto-Ótimas (Tabela Conceptual)**

A tabela seguinte ilustra um conjunto hipotético de soluções Pareto-ótimas que poderiam ser obtidas através da aplicação da MOBO ao problema de otimização da rede celular. Cada linha representa uma configuração diferente dos parâmetros de entrada e os seus correspondentes valores para os dois objetivos.

**Tabela 1: Exemplo de Configurações de Rede Pareto-Ótimas**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Configuração** | **PBR DL Util.** | **RS Gain** | **Tilt** | **Azimuth** | **Offset (2600)** | **Offset (2100)** | **Offset (1800)** | **Offset (700)** | **Utilizadores** | **Débito Médio (Mbps)** |
| 1 | 0.75 | -88 | 7° | 175° | 1.5 | 0.8 | -0.2 | -1.1 | 1350 | 14.2 |
| 2 | 0.70 | -85 | 6° | 180° | 1.0 | 0.5 | -0.5 | -1.5 | 1300 | 15.8 |
| 3 | 0.65 | -82 | 5° | 185° | 0.5 | 0.2 | -0.8 | -1.9 | 1250 | 17.5 |
| 4 | 0.60 | -79 | 4° | 190° | 0.0 | -0.1 | -1.1 | -2.3 | 1200 | 19.3 |
| 5 | 0.55 | -76 | 3° | 195° | -0.5 | -0.4 | -1.4 | -2.7 | 1150 | 21.2 |

Neste exemplo, a Configuração 1 oferece a maior quantidade de utilizadores (1350), mas com um débito médio ligeiramente inferior (14.2 Mbps). À medida que se percorre a tabela para baixo, a quantidade de utilizadores diminui gradualmente, enquanto o débito médio por utilizador aumenta. A Configuração 5, por outro lado, suporta menos utilizadores (1150) mas oferece o maior débito médio (21.2 Mbps). Cada uma destas configurações representa um ponto na fronteira de Pareto; não é possível melhorar a quantidade de utilizadores sem diminuir o débito médio (ou vice-versa) dentro deste conjunto de soluções. A escolha da configuração ideal dependerá dos requisitos específicos da rede e das prioridades do operador.

**7. Ferramentas e Bibliotecas de Software para MOBO**

A implementação da Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) pode ser facilitada pela utilização de diversas bibliotecas de software e frameworks que fornecem implementações de algoritmos MOBO e ferramentas de suporte. A maioria destas ferramentas está disponível em Python, uma linguagem amplamente utilizada na comunidade de Machine Learning e otimização.

**7.1. Bibliotecas Open-Source**

* **BoTorch (Bayesian Optimization in PyTorch):** É um framework construído sobre o PyTorch que oferece suporte de primeira classe para MOBO 5. Inclui implementações de várias funções de aquisição específicas para o cenário multi-objetivo, como qLogNEHVI (q-Log-Noisy Expected Hypervolume Improvement) e EHVI (Expected Hypervolume Improvement), com suporte para computação acelerada por GPU e métodos de otimização eficientes. A BoTorch é altamente personalizável e serve como base para plataformas de otimização como o Ax.
* **GPflowOpt:** Esta biblioteca, construída sobre o TensorFlow e o GPflow, fornece ferramentas para otimização Bayesiana, incluindo otimização multi-objetivo 10. Oferece implementações de funções de aquisição como a probabilidade de melhoria baseada em hipervolume, sendo adequada para modelar cada objetivo separadamente utilizando processos Gaussianos.
* **pymoo (Multi-objective Optimization in Python):** É um framework abrangente para otimização multi-objetivo que inclui uma vasta gama de algoritmos evolutivos multi-objetivo (MOEAs) e também algumas capacidades de otimização Bayesiana 12. Embora o foco principal do pymoo não seja exclusivamente a BO, pode ser utilizado para implementar abordagens híbridas ou para comparar os resultados da MOBO com outros métodos de otimização.
* **Optuna:** É uma biblioteca flexível para otimização Bayesiana que suporta otimização multi-objetivo e oferece funcionalidades como um painel web para visualização e otimização distribuída em larga escala 11. Foi utilizada com sucesso em aplicações de descoberta de materiais, demonstrando a sua capacidade para lidar com problemas MOBO complexos.
* **Ax (Adaptive Experimentation Platform):** Esta plataforma, construída sobre a BoTorch, é amigável ao utilizador e modular, oferecendo suporte para tarefas de otimização simples e avançadas, incluindo otimização multi-objetivo 13. O Ax facilita a configuração e execução de experiências de otimização Bayesiana com múltiplos objetivos.
* **Dragonfly:** É uma biblioteca Python open-source para otimização Bayesiana escalável com suporte para múltiplos objetivos e multi-fidelidade 13.
* **MOBOpt:** Esta biblioteca, apresentada em 14, é uma classe Python que implementa um algoritmo de otimização Bayesiana multi-objetivo, capaz de calcular a aproximação da fronteira de Pareto com um número reduzido de avaliações da função objetivo.

A escolha da biblioteca mais adequada dependerá das necessidades específicas do projeto, da familiaridade com os frameworks subjacentes (PyTorch, TensorFlow) e das funcionalidades desejadas. A BoTorch e o GPflowOpt são particularmente relevantes para a MOBO devido ao seu foco em métodos Bayesianos, enquanto o pymoo e o Optuna oferecem um conjunto mais amplo de ferramentas de otimização. O Ax e o Dragonfly destacam-se pela sua facilidade de uso e escalabilidade, respetivamente.

**7.2. Ferramentas Proprietárias (Opcional)**

Embora os materiais de pesquisa fornecidos se concentrem principalmente em bibliotecas open-source, é possível que existam ferramentas proprietárias para otimização Bayesiana multi-objetivo oferecidas por fornecedores de software especializados ou integradas em plataformas de análise de dados mais amplas. A investigação sobre soluções específicas para a otimização de redes celulares pode revelar ferramentas proprietárias relevantes dentro do ecossistema de um determinado fornecedor de equipamentos de rede.

**8. Considerações Práticas para Implementar MOBO em Redes Celulares**

A implementação da Otimização Bayesiana Multi-Objetivo (MOBO) no contexto específico da evolução do sistema de rede celular requer uma consideração cuidadosa de vários aspetos práticos, desde a recolha e utilização dos dados de entrada até à avaliação dos resultados da otimização.

**8.1. Recolha e Pré-processamento de Dados**

O sucesso da MOBO depende fortemente da qualidade e representatividade dos dados utilizados para construir o modelo substituto. No contexto da otimização de redes celulares, isto implica a necessidade de recolher dados históricos de desempenho da rede relevantes para as variáveis de decisão e os objetivos. Estes dados podem incluir métricas como a utilização média de PBR DL da célula, o ganho do sinal de referência (RS Gain), o tilt e o azimute das antenas, os parâmetros de offset para a mobilidade entre camadas 4G, a quantidade de utilizadores servidos pela célula e o débito médio de downlink por utilizador 4.

É crucial garantir a qualidade destes dados, o que pode envolver processos de limpeza para remover valores atípicos ou erros, e de pré-processamento, como normalização ou escalonamento, para garantir que as diferentes variáveis contribuam de forma equilibrada para o processo de otimização. A escolha de quais dados históricos utilizar e o período de tempo que cobrem também são considerações importantes para garantir que o modelo substituto aprenda a partir de dados relevantes para as condições operacionais atuais da rede.

**8.2. Definição do Espaço de Busca e Restrições**

É essencial definir claramente o espaço de busca para as variáveis de decisão, especificando os limites inferior e superior para cada parâmetro. Por exemplo, o tilt da antena pode ter limites físicos, e os parâmetros de offset de mobilidade podem ter restrições baseadas em padrões da indústria ou melhores práticas de engenharia de rede. Definir um espaço de busca realista e bem delimitado ajuda a garantir que o algoritmo MOBO explore configurações de parâmetros que são viáveis e relevantes para a operação da rede 3.

Além dos limites nas variáveis de decisão, podem existir outras restrições no problema de otimização. Por exemplo, pode haver restrições regulamentares sobre a potência de transmissão ou limites operacionais no uso de recursos da rede. É importante identificar e incorporar estas restrições no processo de otimização MOBO para garantir que as soluções encontradas sejam não só Pareto-ótimas em termos dos objetivos definidos, mas também viáveis e conformes com as restrições aplicáveis 15.

**8.3. Definição da Função de Avaliação**

A MOBO requer um método para avaliar as funções objetivo (quantidade de utilizadores e débito médio por utilizador) para qualquer dada combinação das variáveis de decisão. No contexto da otimização de redes celulares, esta avaliação pode ser realizada de diferentes formas:

* **Simulações de rede detalhadas:** A utilização de simuladores de rede permite modelar o comportamento da célula sob diferentes configurações de parâmetros e estimar o desempenho em termos da quantidade de utilizadores e do débito médio. Embora as simulações possam ser computacionalmente intensivas, oferecem a flexibilidade de explorar uma ampla gama de configurações sem impactar a rede real 15.
* **Implementação em rede de teste e medição:** Em alguns casos, pode ser possível implementar diferentes configurações de parâmetros numa rede de teste e medir diretamente o desempenho em termos dos objetivos. Este método fornece resultados mais precisos, mas pode ser dispendioso e demorado.
* **Utilização de modelos preditivos treinados com dados históricos:** Se dados históricos suficientes estiverem disponíveis, modelos de Machine Learning podem ser treinados para prever a quantidade de utilizadores e o débito médio para diferentes configurações de parâmetros. Estes modelos podem ser avaliados de forma mais rápida do que as simulações, mas a sua precisão depende da qualidade e representatividade dos dados de treino.

A escolha do método de avaliação dependerá de fatores como a precisão desejada, os recursos computacionais disponíveis e o impacto potencial na rede real. É importante notar que a avaliação da função objetivo representa a "caixa negra" que a MOBO procura otimizar, e o custo desta avaliação influencia a eficiência geral do processo de otimização 1.

**8.4. Recursos Computacionais e Tempo de Otimização**

A execução de algoritmos MOBO, especialmente aqueles que utilizam modelos substitutos complexos como os Processos Gaussianos, pode exigir recursos computacionais significativos, particularmente para problemas com um grande número de variáveis de decisão ou um grande número de avaliações. O treino e a atualização do modelo substituto, bem como a otimização da função de aquisição, podem ser tarefas intensivas em termos de cálculo 5.

O tempo necessário para completar o processo de otimização dependerá de vários fatores, incluindo a complexidade do problema, o tamanho do espaço de busca, o número de avaliações da função objetivo realizadas e a eficiência da implementação do algoritmo MOBO. É importante considerar os recursos computacionais disponíveis e o tempo aceitável para a otimização ao planear a implementação da MOBO. A utilização de bibliotecas de software otimizadas e a possibilidade de paralelizar as avaliações da função objetivo (se o método de avaliação o permitir) podem ajudar a reduzir o tempo de otimização 1.

**8.5. Avaliação e Validação dos Resultados da Otimização**

Após a conclusão do processo de otimização MOBO, é crucial avaliar a qualidade da fronteira de Pareto obtida. Métricas como o hipervolume podem ser utilizadas para quantificar a extensão do espaço objetivo dominado pelo conjunto de soluções não dominadas 7. No entanto, é também importante analisar visualmente a fronteira de Pareto para entender os trade-offs entre os objetivos e verificar se as soluções encontradas são significativas do ponto de vista da engenharia de redes.

A validação das soluções Pareto-ótimas através de simulações mais detalhadas ou, idealmente, através de testes em cenários de rede reais, é um passo essencial para garantir que as configurações de parâmetros identificadas pela MOBO realmente levam às melhorias esperadas no desempenho da rede. Esta validação pode ajudar a identificar quaisquer discrepâncias entre as previsões do modelo substituto e o comportamento real da rede, e pode fornecer feedback valioso para refinar o processo de otimização.

**9. Conclusão e Recomendações**

**9.1. Resumo das Conclusões**

A análise demonstra que a otimização Bayesiana multi-objetivo (MOBO) é uma abordagem promissora para otimizar simultaneamente objetivos conflitantes, como a quantidade de utilizadores e o débito médio por utilizador, em sistemas de rede celular. A MOBO, através da construção de um modelo substituto probabilístico e da utilização de funções de aquisição para guiar a exploração do espaço de parâmetros, oferece uma forma eficiente de encontrar um conjunto de soluções Pareto-ótimas que representam os melhores compromissos entre estes objetivos.

As técnicas e algoritmos específicos utilizados na MOBO incluem métodos baseados em escalarização (como o ParEGO) e métodos baseados em hipervolume (como o EHVI), entre outros. Existem exemplos de aplicações bem-sucedidas da MOBO em domínios como a otimização de algoritmos de rede (por exemplo, LSH), o ajuste de hiperparâmetros em Machine Learning e a descoberta de materiais, o que sugere a sua potencial aplicabilidade à otimização de redes celulares.

Os parâmetros de entrada fornecidos (utilização de PBR DL média da célula, RS Gain, tilt, azimute e parâmetros de Offset para mobilidade) podem ser efetivamente utilizados como variáveis de decisão no processo de otimização MOBO. Os dois objetivos de maximização (quantidade de utilizadores e TPUT DL médio por utilizadores) podem ser definidos e avaliados dentro deste framework, considerando a sua natureza conflitante. A MOBO lida com a geração de um conjunto de soluções Pareto-ótimas, permitindo aos operadores de rede analisar os trade-offs e escolher a configuração que melhor se adapta às suas necessidades.

Diversas ferramentas e bibliotecas de software open-source, como BoTorch, GPflowOpt, pymoo e Optuna, oferecem implementações de algoritmos MOBO, facilitando a sua aplicação prática. No entanto, a implementação da MOBO em redes celulares requer considerações práticas importantes, incluindo a recolha e o pré-processamento de dados de desempenho da rede, a definição do espaço de busca e das restrições, a escolha de um método adequado para avaliar as funções objetivo, a gestão dos recursos computacionais e do tempo de otimização, e a avaliação e validação dos resultados obtidos.

**9.2. Recomendações para o Avanço**

Com base na análise, recomenda-se a adoção de uma abordagem faseada para a implementação da MOBO na evolução do sistema de rede celular:

1. **Começar com um ambiente de simulação:** Inicialmente, a MOBO pode ser testada e validada utilizando um simulador de rede detalhado. Isto permite explorar diferentes configurações de parâmetros e avaliar o desempenho da rede de forma controlada e sem impactar a rede real.
2. **Explorar bibliotecas open-source:** Bibliotecas como BoTorch ou GPflowOpt oferecem um bom ponto de partida para implementar algoritmos MOBO devido ao seu foco em métodos Bayesianos e à sua flexibilidade.
3. **Definir cuidadosamente o espaço de busca e as restrições:** É crucial definir limites realistas para cada parâmetro de entrada e incorporar quaisquer restrições operacionais ou regulamentares relevantes.
4. **Escolher um método de avaliação adequado:** A decisão sobre se utilizar simulações, dados históricos ou modelos preditivos para avaliar os objetivos dependerá dos recursos disponíveis e da precisão desejada.
5. **Validar os resultados da otimização:** As soluções Pareto-ótimas obtidas através da MOBO devem ser validadas através de simulações mais detalhadas ou, se possível, em testes de rede reais para confirmar o seu desempenho.
6. **Adotar uma abordagem incremental:** Começar com um subconjunto menor de parâmetros de entrada ou um cenário simplificado pode ajudar a ganhar experiência com a MOBO antes de aplicá-la à complexidade total do sistema de rede.

A aplicação da otimização Bayesiana multi-objetivo tem o potencial de melhorar significativamente o processo de evolução dos sistemas de rede celular, permitindo encontrar configurações de parâmetros que ofereçam os melhores compromissos entre objetivos de desempenho conflitantes e, em última análise, melhorar a experiência dos utilizadores da rede.