AUTORES

Carlos Henggeler Antunes
INESC Coimbra; Departmento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Universidade de Coimbra
ch@deec.uc.pt

Maria João Alves
INESC Coimbra; CeBER e Faculdade de Economia, Universidade de Coimbra
mjalves@fe.uc.pt

MODELOS DE OTIMIZAÇÃO EM DOIS NÍVEIS PARA A OTIMIZAÇÃO DE TARIFAS DINÂMICAS NO MERCADO RETALHISTA DE ELETRICIDADE

Os modelos de otimização em dois níveis: − permitem representar decisões sequenciais do tipo líder-seguidor, colocando importantes desafios teóricos, metodológicos e computacionais; − são adequados para tratar problemas de grande relevância e complexidade em vários domínios de aplicação, em particular no sector energético.

1. INTRODUÇÃO

A definição de preços diferenciados no tempo é uma estratégia adotada em várias indústrias para induzir padrões da procura que permitam uma melhor utilização dos sistemas de abastecimento e da infraestrutura de distribuição disponível. Esta estratégia possibilita aos fornecedores dos bens ou serviços adiar ou evitar investimentos significativos para atender a situações de picos de procura, em geral de curta duração. A frequência e a magnitude das variações de preços podem ser elevadas e anunciadas com uma antecedência reduzida, o que impõe desafios, quer aos fornecedores na definição dos esquemas tarifários mais convenientes (em geral, que maximizem os seus lucros), quer aos consumidores que, em resposta aos preços variáveis, podem tomar decisões que minimizem os seus custos e/ou o impacto associado à alteração de padrões de consumo.

Na evolução das redes de energia para as redes inteligentes (*smart grids*), os contadores inteligentes (*smart meters*) instalados nos pontos de consumo serão uma componente importante para a melhoria da eficiência global do sistema, permitindo a comunicação bidirecional entre os fornecedores e os consumidores e facilitando a adoção de esquemas tarifários mais flexíveis com benefícios para os múltiplos atores. Este tipo de tarifas dinâmicas pode trazer benefícios para os operadores de rede (contribuindo para aliviar situações de congestão nas redes de distribuição e melhorar a utilização das fontes renováveis de natureza intermitente), comercializadores (permitindo gerir os preços de compra de energia elétrica no mercado grossista com a venda no mercado retalhista) e consumidores (adotando ações de resposta dinâmica da procura para reduzir a fatura sem prejudicar a qualidade dos serviços de energia, e.g. conforto térmico).

Assim, do ponto de vista do comercializador, o problema consiste em (dentro de um dado quadro regulatório) definir preços variáveis no tempo num dado horizonte de planeamento (por exemplo, um dia) que maximizem o seu lucro. Face aos preços anunciados pelo comercializador (por exemplo, para o dia seguinte), o consumidor estabelece os períodos de funcionamento dos seus aparelhos e a parametrização dos termóstatos dos aparelhos de aquecimento/arrefecimento de modo a minimizar o custo total (que pode incluir a monetarização do desconforto associado à modificação de rotinas ou à violação de limiares de temperaturas de conforto). Este problema, em que há uma relação hierárquica entre dois decisores (o comercializador como líder e o consumidor como seguidor) com interesses distintos, que controlam diferentes conjuntos de variáveis e agem sequencialmente, pode ser representado por um modelo de otimização em dois níveis (*bilevel*). Este tipo de modelos tem sido usado neste contexto da interação entre comercializadores e consumidores de energia elétrica, bem como noutras áreas de aplicação para lidar com problemas de definição de preços, problemas do tipo defensor-atacante, problemas com um nível de decisão estratégico e um nível de decisão operacional, etc.

2. PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO EM DOIS NÍVEIS

O problema de otimização em dois níveis (*bilevel optimization*, BLO) pode ser formulado da seguinte forma, onde x representa o vetor das variáveis controladas pelo líder e y o vetor das variáveis controladas pelo seguidor:

$$\max_{x \in X} \quad F(x, y)$$

$$s.a \quad G(x,y) \leq 0$$

$$y \in \arg\max_{y \in Y} \{f(x, Y) : g(x, y) \leq 0\}.$$

$X \subset \mathbb{R}^{n_1}$ e $Y \subset \mathbb{R}^{n_2}$ são conjuntos fechados estabelecendo restrições nas variáveis, incluindo limites inferiores e superiores; n_1 é o número de variáveis de nível superior (*upper level*, UL) e n_2 é o número de variáveis de nível inferior (*lower level*, LL). $F(x, y)$ e $f(x, y)$ são as funções objetivo do líder e do seguidor, respetivamente.

O seguidor otimiza a sua função objetivo $f(x, y)$ depois de o líder estabelecer o valor das suas variáveis de decisão $x \in X$. A região admissível do seguidor para uma dada decisão x do líder é $Y(x) = \{y \in Y : g(x, y) \leq 0\}$ e o correspondente conjunto de reação racional do seguidor é:

$$\Psi(x) = \left\{ y \in \mathbb{R}^{n_2} : y \in \arg\max_{y \in Y(x)} f(x,y) \right\}.$$

O conjunto admissível do problema BLO, geralmente designado por região induzida, é $IR = \{(x, y) : x \in X, G(x, y) \leq 0, y \in \Psi(x)\}$. A resolução de um problema BLO é difícil nas perspetivas teórica, metodológica e computacional, dado que o problema é intrinsecamente não convexo; mesmo quando ambas as funções objetivo e todas as restrições são lineares, o problema é NP-difícil (Dempe, 2002).

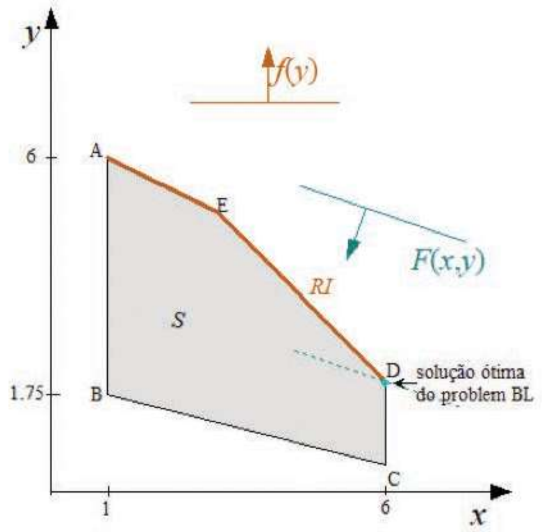

Figura 1. Região induzida e solução ótima para um problema BLO linear.

A figura 1 ilustra estes conceitos para um problema BLO linear com duas variáveis de decisão: x é controlada pelo líder, y é controlada pelo seguidor e S é o conjunto de todas as restrições (neste exemplo não existem restrições UL $G(x,y) \leq 0$ envolvendo as variáveis LL y). Num problema BLO linear, quando o líder escolhe valores para x, o termo correspondente em $f(x,y)$ torna-se constante e pode ser eliminado do problema; assim, a função objetivo do seguidor pode ser expressa apenas como $f(y)$. Para cada valor de x, o seguidor escolhe o valor de y que otimiza a sua função objetivo $f(y)$. Logo, a região induzida, constituída pelas soluções admissíveis para este problema BLO, é $RI = [AE] \cup [ED]$. A solução ótima para o problema BLO é o ponto D que maximiza $F(x,y)$ em RI.

A solução ótima de um problema BLO não é, em geral, uma solução eficiente (ótima de Pareto) do problema bi-objetivo resultante da consideração das funções objetivo do líder e do seguidor no mesmo nível (i.e., situação em que existiria cooperação entre os dois decisores). Neste exemplo, as soluções eficientes para o problema bi-objetivo com $F(x,y)$ e $f(y)$ a maximizar em S localizam-se na aresta $[AB]$. Note-se que nesta região é possível ter melhores valores para as funções objetivo de UL e de LL em relação aos obtidos em D, i.e., a cooperação entre o líder e o seguidor seria vantajosa para ambos os decisores. No entanto, o modelo BLO tem subjacente a não cooperação, uma vez que há muitas situações práticas em que esta cooperação não existe.

Dado que o problema LL é uma restrição do problema BLO, apenas as soluções ótimas do problema LL para cada instanciação de x são soluções admissíveis do problema BLO. Contudo, se o problema LL for difícil de resolver, devido à sua natureza combinatória e/ou não linear, bem como à possível existência de um tempo computacional limitado, pode não ser possível obter a respetiva solução ótima e, consequentemente, uma solução admissível para o problema BLO.

Têm sido desenvolvidas abordagens clássicas de programação matemática e abordagens meta-heurísticas para o problema BLO. Quando o problema LL é convexo, uma das abordagens mais usadas consiste na respetiva substituição pelas suas condições de Karush-Kuhn-Tucker, transformando o problema global num problema com um único nível. No caso em que todas as funções (objetivo e das restrições) do problema BLO são lineares, obtém-se um problema de programação linear com restrições de complementaridade, que pode ser linearizado através de técnicas envolvendo variáveis binárias auxiliares e restrições adicionais, e depois resolvido por um *solver* de programação linear inteira-mista. Face às dificuldades de resolução dos problemas BLO, que podem ainda ser agravadas pela existência de funções objetivo/restrições não lineares e/ou variáveis inteiras, têm sido desenvolvidas meta-heurísticas, em particular baseadas em populações (algoritmos evolucionários, evolução diferencial, otimização por enxame de partículas). Existem ainda abordagens híbridas, em que a pesquisa no problema de UL é, em geral, controlada por uma meta-heurística, enquanto o problema de LL após a instanciação das variáveis UL é, se possível, resolvido por um *solver*. Sinha et al. (2018) apresentam uma revisão de métodos clássicos e evolucionários para problemas BLO.

3. MODELAÇÃO BLO PARA A INTERAÇÃO COMERCIALIZADOR-CONSUMIDOR DE ENERGIA ELÉTRICA

A maioria dos estudos reportados na literatura modela o problema do consumidor apenas considerando que deve ser fornecida uma certa quantidade de energia para o funcionamento das cargas (aparelhos) que prestam um determinado serviço, sem ter em conta os respetivos ciclos de operação. Os modelos propostos em (Alves et al. 2016, Carrasqueira et al. 2017, Soares et al., 2020) incluem a caracterização física da operação e controlo das cargas mais comuns no setor residencial, permitindo uma representação detalhada do problema de gestão energética do consumidor, traduzindo de forma fisicamente mais realista a reação do consumidor face aos preços variáveis (problema LL no modelo BLO). Nestes modelos, as cargas são classificadas de acordo com o tipo de controlo que pode ser exercido: ▸ deslocáveis, cujo ciclo de operação pode ser deslocado no tempo mas não pode ser interrompido (máquinas de lavar louça, de lavar roupa e de secar roupa); ▸ interrompíveis, cujo abastecimento poder ser do tipo *on/off* desde que seja fornecida uma certa quantidade de energia durante um dado período de tempo (aquecedor elétrico de água, bateria do veículo elétrico); ▸ termostáticas, cujo funcionamento é regulado por um termóstato, dependente da temperatura interior, e que é parametrizado pelo consumidor (ar condicionado).

O comercializador (líder) pretende determinar os preços de venda de eletricidade aos consumidores em cada período temporal (períodos, em geral, predefinidos) de modo a maximizar o lucro. O consumidor (seguidor) responde a estes preços através das variáveis de controlo (tempo de operação e temperatura) das cargas para minimizar o custo. A função objetivo do consumidor inclui os custos de energia associados ao funcionamento de cada tipo de cargas, o custo associado à potência máxima tomada e um termo que resulta da monetarização do desconforto associado à temperatura interior (desvio em relação a uma temperatura de referência). A inclusão da carga termostática no problema LL impõe um esforço computacional significativo, resultante da modelação da histerese do termóstato. O modelo BLO, incluindo a modelação física detalhada das cargas no problema LL, está descrito em Soares et al. (2020), onde são também analisados resultados ilustrativos.

A abordagem de resolução proposta é uma meta-heurística híbrida em que, para cada instanciação dos preços definidos pelo comercializador no problema UL (solução de uma população da meta-heurística), é resolvido o problema LL de programação inteira-mista (problema do consumidor). As variáveis UL são inferior e superiormente limitadas, existindo ainda uma restrição de preço médio no período de planeamento, configurando uma opção tarifária oferecida pelo comercializador que o consumidor adota, tentando tirar o melhor partido da flexibilidade de utilização das cargas para minimizar o seu custo. O consumidor otimiza o funcionamento dos seus aparelhos, incluindo os três tipos de cargas acima mencionadas, além de uma carga base não adequada para controlo (que inclui, por exemplo, iluminação, frigorífico,

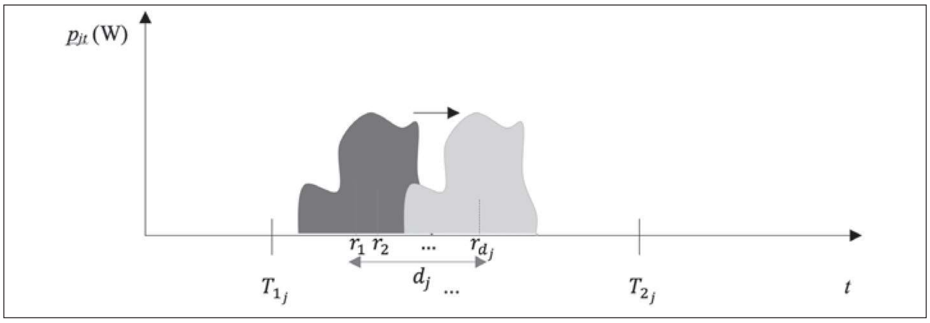

Figura 2. Controlo de cargas deslocáveis, não interrompíveis: $[T_{1_j}, T_{2_j}]$ define o intervalo de conforto para o funcionamento da carga j, d_j é a duração do ciclo de operação, e r_1, r_2,..., r_{d_j} são os estádios em que este ciclo é dividido, em cada um dos quais é requerida uma dada potência p.

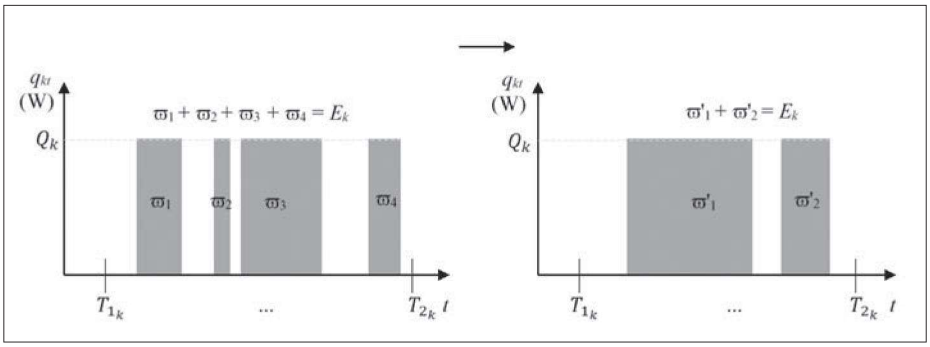

Figura 3. Controlo de cargas interrompíveis: $[T_{1_k}, T_{2_k}]$ define o intervalo de conforto para o funcionamento da carga k, E_k é a quantidade de energia que deve ser fornecida e Q_k é a potência nominal de operação.

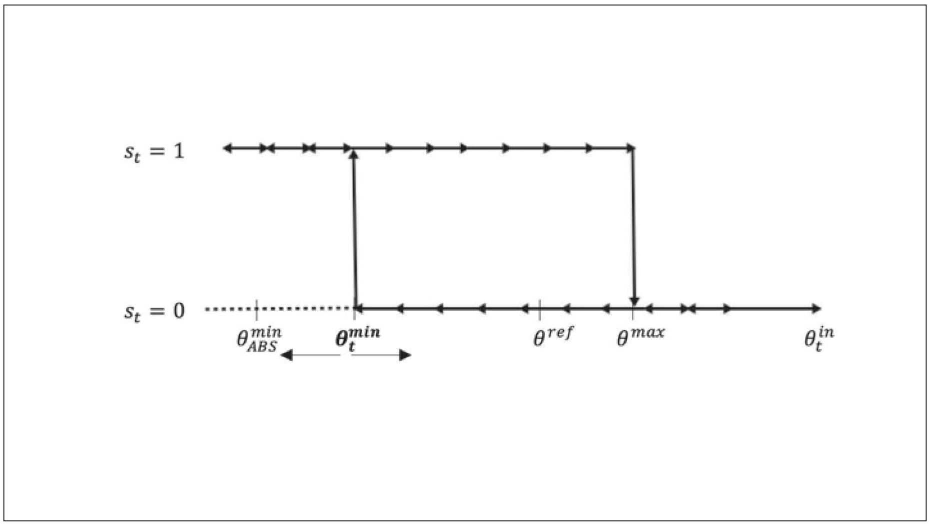

Figura 4. Comportamento do termóstato (modo aquecimento) no instante t do período de planeamento: a variável binária $s_t = 1$ indica o estado *on/off*, θ_t^{in} é a temperatura interior do espaço, $\theta^{\max}$ é a temperatura à qual o aparelho desliga, θ^{ref} é a temperatura de referência, $\theta_{ABS}^{\min}$ é a temperatura mínima admissível e $\theta_t^{\min}$ é a temperatura mínima a que o aparelho liga, a qual é uma variável de decisão cujo valor ótimo terá em conta os preços da energia em cada instante.

televisão, etc.) mas que influencia os custos de potência e de energia. As figuras 2-4 ilustram as decisões do problema LL em relação ao controlo das cargas deslocáveis, interrompíveis e termostática, respetivamente. Nas cargas deslocáveis (não interrompíveis) deve ser determinado o instante inicial de operação, nas cargas interrompíveis os períodos em que há abastecimento de energia elétrica, e nas cargas termostáticas a temperatura mínima interior (em modo de aquecimento) para o sistema ligar. O problema LL inclui restrições sobre os períodos que o consumidor considera desejáveis para o funcionamento das cargas e equações do modelo térmico (ar condicionado) que define a temperatura interior no instante t como função da temperatura interior no instante $t-1$, da temperatura exterior e da operação do sistema de ar condicionado. A complexidade computacional associada à modelação do comportamento do termóstato resulta de se permitir o estabelecimento da temperatura mínima $\theta_t^{\min}$ em cada

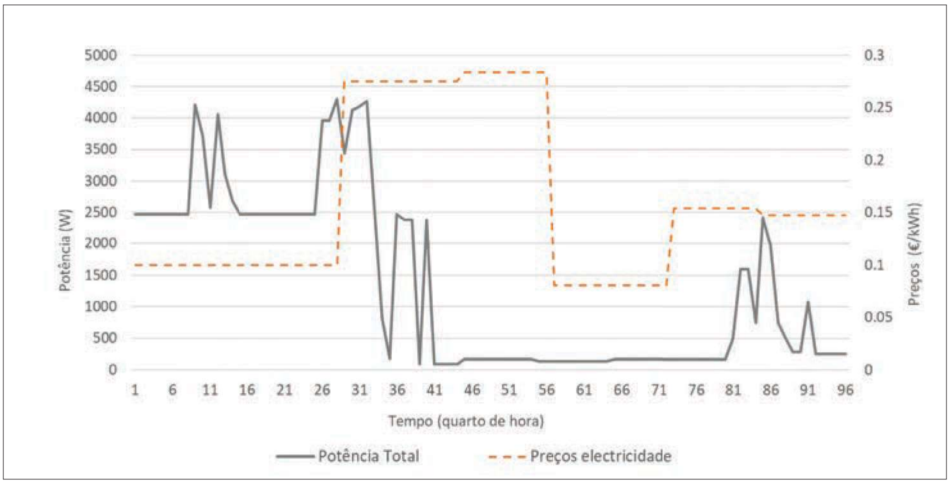

Figura 5. Solução final de um problema BLO: preços estabelecidos pelo comercializador e potência requerida à rede para a operação das cargas do consumidor durante o período de planeamento.

instante *t* do período de planeamento de modo a tirar o melhor partido dos preços variáveis e da inércia térmica do espaço sob controlo (i.e., aquecer o espaço em períodos de preços baixos para ter o conforto desejado quando os preços são mais elevados).

A figura 5 ilustra uma solução final de um modelo BLO com estas características: preços estabelecidos pelo comercializador e potência requerida à rede para a operação das cargas do consumidor durante o período de planeamento.

4. CONCLUSÃO

Os modelos BLO são adequados para representar problemas caracterizados por decisões sequenciais, em que o líder e o seguidor controlam diferentes conjuntos de variáveis, mas as respetivas decisões influenciam a otimalidade e a admissibilidade das escolhas do outro decisor. A literatura científica tem revelado um crescente interesse pela aplicação destes modelos, com especial relevância no setor energético. Contudo, a obtenção de soluções ótimas é, na maioria dos casos, muito difícil dada a intrínseca não convexidade destes problemas. Os problemas tornam-se ainda mais complicados se o problema LL for multiobjetivo, pela necessidade de identificar fronteiras eficientes para cada instanciação das variáveis UL (Alves et al., 2019). Neste contexto, a otimização em dois níveis é uma área de investigação que comporta importantes desafios de natureza teórica, metodológica e computacional, bem como de aplicação a uma vasta gama de problemas reais.

REFERÊNCIAS

[1] Alves, M. J., C. H. Antunes, P. Carrasqueira (2016) "A hybrid genetic algorithm for the interaction of electricity retailers with demand response". *Applications of Evolutionary Computation*, 459-474, Springer.

[2] Alves, M. J., C. H. Antunes, J. P. Costa (2019) "Multiobjective Bilevel Programming: Concepts and Perspectives of Development, In Doumpos". M. et al. (eds.), *New Perspectives in Multiple Criteria Decision Making: Innovative Applications and Case Studies*, 267–293, Springer.

[3] Carrasqueira, P., M. J. Alves, C. H. Antunes (2017) "Bi-level particle swarm optimization and evolutionary algorithm approaches for residential demand response with different user profiles". *Information Sciences*, 418-419: 405-420.

[4] Dempe, S. (2002) *Foundations of Bilevel Programming*, Kluwer Academic Publishers.

[5] Sinha, A., P. Malo, K. Deb (2018) "A review on bilevel optimization: from classical to evolutionary approaches and applications". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 22(2): 276-295.

[6] Soares, I., M. J. Alves, C. H. Antunes (2020) "Designing time-of-use tariffs in electricity retail markets using a bi-level model – Estimating bounds when the lower level problem cannot be exactly solved". *Omega*, 93, 102027.

Coordenação do espaço PT-MATHS-IN:
Paula Amaral, Universidade Nova de Lisboa, *pt-maths-in@ spm.pt.*