

BRUNO PEIXOTO BARBOSA

Análise do efeito de liquidações múltiplas em mercados elétricos de curto-prazo
no contexto de uma crescente penetração renovável

PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
APRESENTADO AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INDUSTRIAL
DA PUC-RIO, COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO
DO TÍTULO DE ENGENHEIRO DE PRODUÇÃO

Orientador: Davi Michel Valladão

Departamento de Engenharia Industrial
Rio de Janeiro, 27 de novembro de 2020.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer, primeiramente, aos meus pais, Valeria e Ricardo, que enfrentaram este grande desafio ao meu lado e sempre fizeram o possível para contribuir para o meu aprendizado e desenvolvimento. Agradeço ao meu irmão, Felipe, à minha companheira, Carolinna, e a toda a minha família pelo apoio incondicional ao longo desta jornada, me fortalecendo nos momentos mais difíceis.

Faço um agradecimento também à PUC-Rio, instituição de ensino na qual pude crescer acadêmica e pessoalmente e na qual tive a oportunidade de fazer amizades únicas.

Agradeço ao meu orientador, Davi Valladão, não só pelo acompanhamento ao longo do desenvolvimento deste trabalho, mas também pelas valiosas contribuições à minha formação.

Por fim, um agradecimento especial aos meus companheiros da PSR Consultoria, local ao qual sou extremamente grato. Obrigado por todos os ensinamentos, desafios e por me incentivarem diariamente a buscar o meu melhor. Em particular, aos amigos Gabriel Cunha e João Pedro Bastos, dois grandes vetores do meu crescimento profissional, pelo enorme suporte e longas e produtivas discussões na elaboração deste trabalho.

Resumo

Mercados elétricos de curto-prazo são ambientes nos quais a energia transacionada em sistemas elétricos é valorada. Volumes e preços das transações resultam do chamado despacho econômico, que busca satisfazer a demanda da forma mais eficiente – a partir de condições de oferta e demanda previstas (*ex-ante*) ou com dados efetivamente observados (*ex-post*). Porém, a crescente penetração de fontes renováveis intermitentes proporcionou a disseminação de mecanismos de liquidação múltipla, nos quais a alocação de quantidades e formação de preços ocorre em diversos momentos, ajustando gradualmente as expectativas conforme se aproxima a operação. Nesse contexto, este trabalho analisa os impactos de um esquema de liquidação dupla, em comparação com mecanismos de liquidação única. Será modelado o problema do despacho econômico na programação *ex-ante* e na operação em tempo real, considerando erros de previsão de geração renovável e inflexibilidades de térmicas *unit commitment*. Serão analisados os resultados da aplicação desta metodologia a um sistema exemplo.

Palavras-chave: Mercados elétricos. Despacho econômico. *Unit commitment*. Programação matemática. Liquidação múltipla. Energia renovável intermitente.

Abstract

Short-term power markets are environments in which the energy transacted in power systems is valued. Volumes and prices of the transactions result from the so-called economic dispatch, which aims to cover demand in the most efficient way – using either forecasted supply and demand conditions (ex-ante) or effectively observed data (ex-post). However, the increasing penetration of intermittent renewable sources has fueled the dissemination of multi-settlement mechanisms, in which the energy allocation and price formation occurs in several moments, gradually adjusting expectations as the operation approaches. In this context, this work analyzes the impacts of a two-settlement scheme, comparing it to single-settlement mechanisms. It will be modeled the economic dispatch problem both in the ex-ante planning and in the real-time operation, considering renewable generation forecast errors and unit commitment thermal inflexibilities. It will be analyzed the results of the application of this methodology in an example system.

Key words: Power markets. Economic dispatch. Unit commitment. Mathematical programming. Multi-settlement. Variable renewable energy.

Sumário

1. Introdução	1
2. Motivação	4
2.1 Transição energética e incertezas de curto-prazo	4
2.2 Centrais termelétricas <i>unit commitment</i> e inflexibilidades operativas.....	6
2.3 O problema do despacho econômico	7
2.4 Mercados elétricos de curto-prazo	8
2.4.1 Oferta de preços vs. custos auditados	9
2.4.2 Despacho nodal vs. zonal vs. nó único	10
2.4.3 Frequência de despacho e resolução temporal dos preços	10
2.5 Liquidações múltiplas e mercados vinculantes.....	12
2.5.1 Funcionamento base do modelo	12
2.5.2 Exemplo de funcionamento do modelo de liquidação dupla.....	15
2.5.3 Modelos de liquidação única	16
3. Metodologia	17
3.1 <i>Framework</i> e organização dos cenários	17
3.2 O modelo de otimização do despacho	19
3.3 O modelo para criação dos cenários renováveis	24
3.3.1 Divisão em <i>seasons</i>	25
3.3.2 Regressão diária.....	26
3.3.3 Regressões horárias	27
3.3.4 Distribuição dos dados de previsão <i>day-ahead</i>	27
3.3.5 Distribuição dos erros de previsão <i>day-ahead</i>	28
3.4 Características do sistema exemplo	29
3.5 Paradigma comercial do mercado	31
4. Resultados	33
4.1 Preços de equilíbrio do mercado.....	33
4.2 Estatísticas de variabilidade dos preços e quantidades	36
4.3 Liquidações financeiras	38
5. Conclusão.....	42
Referências bibliográficas	44

Lista de Figuras

Figura 1: <i>Mix</i> de produção de eletricidade no mundo	4
Figura 2: Capacidade contratada e preços médios em leilões no mundo	5
Figura 3: Exemplo de curva de ordem de mérito	8
Figura 4: Benefícios do aumento da granularidade dos preços <i>spot</i>	11
Figura 5: Funcionamento do mercado de liquidação dupla.....	13
Figura 6: Exemplo de mercado de múltiplas liquidações.....	14
Figura 7: Configuração do sistema exemplo de liquidação dupla.....	15
Figura 8: Exemplo de funcionamento do modelo de liquidação dupla	16
Figura 9: Esquema da árvore de cenários a serem simulados	18
Figura 10: Perfil diário histórico da geração solar por trimestre.....	26
Figura 11: Distribuição das previsões <i>day-ahead</i> solares e eólicas.....	28
Figura 12: Distribuição dos erros de previsão <i>day-ahead</i> para solar e eólica	29
Figura 13: Representação esquemática da topologia do sistema.....	30
Figura 14: Perfil diário da demanda do sistema por <i>season</i>	31
Figura 15: Dispersão dos custos marginais de demanda dos cenários <i>day-ahead</i>	34
Figura 16: Dispersão dos custos marginais de demanda dos cenários <i>real-time</i>	35
Figura 17: <i>Boxplot</i> das receitas das usinas em cada liquidação	39
Figura 18: Preço capturado médio de cada usina em cada liquidação	41

Lista de Tabelas

Tabela 1: Características das centrais termelétricas do sistema	31
Tabela 2: Tabela de variabilidade da demanda líquida e do preço médio.....	36
Tabela 3: Tabela de correlações entre geração e preço	37

1. Introdução

Nos primeiros anos de sua história, o segmento de energia elétrica era caracterizado por um domínio por parte de grandes empresas estatais verticalizadas, as *utilities*, o que se traduzia em um monopólio no qual estas eram as únicas responsáveis por toda a cadeia de fornecimento de eletricidade aos consumidores finais: desde a geração até a comercialização, passando pela transmissão e distribuição. Porém, a partir da década de 1990, observou-se uma forte tendência global à liberalização deste setor, abrindo-o para investimentos de capital privado em algumas ou até mesmo todas as etapas da cadeia, promovendo competição e eficiência. Essa abertura não é um processo simples e traz consigo uma série de quebras de paradigmas e mudanças estruturais associadas à adequação à existência de diversos agentes. Nesse modelo, os *players* competem livremente em custos e em qualidade pela prestação do serviço, implicando na construção de um mercado, em que as leis da oferta e da demanda passam a governar os preços da eletricidade.

A implementação de um mercado liberalizado de energia elétrica exige o estabelecimento de uma série de regras que regem os mecanismos de negociação que serão adotados, o funcionamento das liquidações de compromissos financeiros e a participação dos agentes geradores e consumidores. Talvez um dos elementos mais importantes para o funcionamento de um mercado deste tipo seja o chamado mercado de curto-prazo (ou mercado *spot*), ambiente que “conecta” o mundo das transações comerciais (associado às obrigações assumidas de entrega de energia ao sistema) ao universo físico em si (relacionado com a geração e fluxos de energia na rede efetivamente realizados). Usualmente, um operador centralizado é responsável por determinar, entre os agentes produtores, a alocação da geração física da energia elétrica necessária para atender por completo a demanda a cada instante (levando em conta critérios de segurança do suprimento e restrições operativas dos equipamentos). Esta alocação é determinada de modo a minimizar o custo total da operação – sendo, portanto, um problema de otimização, denominado despacho econômico, que resulta não apenas nos volumes a serem gerados por cada agente no período contemplado (variáveis primais do problema) como também nos custos marginais (variáveis duais do problema). Estes últimos representam, em mercados de eletricidade, o preço ao qual serão liquidadas as transações resultantes do procedimento de despacho, em uma câmara de comercialização – as diversas características e possíveis estruturas de mercados de curto-prazo serão destrinchadas na Seção 2.4.

Devido à natureza e propriedades do produto energia elétrica, a operação física *stricto sensu* do sistema ocorre invariavelmente em tempo real e contínuo – isto é, a cada instante, a geração

é realizada simultaneamente à materialização da carga e em conformidade com a mesma. Assim, uma dificuldade enfrentada pelo operador do sistema é que, embora existam *incertezas* quanto ao balanço oferta-demanda do sistema que só serão conhecidas em tempo real (em variáveis como demanda e disponibilidade de recursos naturais e equipamentos), a *flexibilidade* que o sistema tem de variar a geração de outros agentes para acomodar essas incertezas é limitada – visto que os geradores estão sujeitos a restrições operativas, como rampa, tempo de arranque, mínimo tempo ligado, dentre outras questões técnicas, discutidas na Seção 2.2. Quanto mais próximo se está do momento da operação em tempo real, menor a incerteza da previsão, mas também menor a flexibilidade para a realização de eventuais ajustes.

Um caminho comumente utilizado para equilibrar esses dois elementos em mercados elétricos mais desenvolvidos é a realização de otimizações do despacho em *diversos momentos*, à medida que se aproxima do tempo real: a primeira programação do despacho é tipicamente efetuada no dia anterior (*day-ahead*), com o fim principal de conceder maior previsibilidade ao operador na tomada de decisão, especialmente aquelas que requerem certa antecedência. Posteriormente, com a realização das incertezas (isto é, *ex-post*, conhecendo as medições efetivas da geração renovável, demandas e indisponibilidades, por exemplo) realiza-se uma nova otimização do despacho (*real-time*).

De modo a alinhar os incentivos aos agentes, alguns países realizam a precificação e liquidação da energia elétrica nesses dois momentos – um modelo conhecido como de *liquidação dupla*, no qual há um mercado *day-ahead* e um mercado *real-time* associados às simulações de despacho. Essencialmente, no mercado *day-ahead*, o operador simula o despacho com base em uma configuração esperada de oferta e demanda para o período que se está modelando, resultando em uma alocação de volumes de energia a cada agente produtor e em um preço ao qual essa energia é transacionada, gerando obrigações financeiras tanto para geradores como para consumidores. Posteriormente, no *real-time*, utilizando como *inputs* as condições vistas em tempo real, determina-se um novo preço, ao qual serão liquidadas as diferenças entre a geração física e a que foi comprometida na programação do dia anterior. Este modelo de liquidação dupla tem consequências financeiras para os participantes de mercado, o que, por sua vez, tem implicações para a operação física do sistema como um todo: os agentes em geral buscarão melhorar a qualidade das suas previsões no *day-ahead* de modo a reduzir a sua exposição ao preço *real-time* (tipicamente mais volátil).

Embora o Brasil não implemente um modelo de liquidação dupla atualmente no seu mercado elétrico, uma série de outros países adota mecanismos deste tipo – caso, por exemplo,

do México, bem como de muitos mercados dos Estados Unidos e da Europa. Tendo em consideração que o Brasil está passando por modernizações no seu mercado de eletricidade (adotando recentemente, por exemplo, a granularidade horária de preços, a ser introduzida oficialmente a partir de 2021 (Portaria N° 301/2019, do MME)), é interessante explorar as consequências deste tipo de implementação – especialmente considerando o aumento da participação das renováveis como solar e eólica na matriz elétrica brasileira e o papel que um modelo de liquidação dupla pode ter em incentivar a eficiência e previsibilidade em mercados de curto-prazo.

Com isto, o presente trabalho se propõe a desenvolver uma metodologia para analisar os impactos da modelagem de dupla liquidação (*day-ahead* e *real-time*) em mercados elétricos de curto-prazo, com foco no seu impacto financeiro sobre os geradores renováveis. Esta análise será feita para um sistema hipotético simplificado, com elevada participação de fontes renováveis intermitentes. De modo a emular erros de previsão na programação do despacho, feita com um dia de antecedência, as gerações destas usinas sofrerão “choques” nas simulações da operação em tempo real, com relação ao *day-ahead*. Serão consideradas, ainda, restrições operativas de usinas termelétricas, em particular para representar inflexibilidades relativas a determinadas decisões que, uma vez tomadas durante a programação, não podem ser alteradas com facilidade em tempo real. Para tal, será fixada a configuração do sistema (usinas, barras e linhas de transmissão), que será simulado em 4 diferentes estados – na prática, 4 estações do ano –, com diversos cenários de previsão *day-ahead* de geração renovável, bem como várias possíveis materializações em tempo real para um mesmo cenário de previsão.

O documento está estruturado em cinco capítulos. Após esta Introdução, o Capítulo 2 detalha a motivação para este trabalho, inclusive trazendo uma discussão mais profunda acerca de temas já abordados até aqui. O Capítulo 3 traz uma descrição da metodologia utilizada, passando pelo *framework* geral do trabalho, pelos modelos de otimização desenvolvidos, pela criação de cenários renováveis e pela composição do sistema exemplo simulado. No Capítulo 4, são mostrados os resultados obtidos para este sistema hipotético a partir da aplicação da metodologia apresentada. Por fim, o Capítulo 5 contém as conclusões extraídas do trabalho. Após a Conclusão, são listadas ainda as referências bibliográficas citadas ao longo do relatório.

2. Motivação

2.1 Transição energética e incertezas de curto-prazo

O mundo está passando por uma notável transformação na sua matriz energética. Ao longo dos últimos anos, em especial da última década, a participação de usinas que geram energia a partir de recursos renováveis intermitentes tem crescido de forma significativa. Segundo o relatório *BP Statistical Review of World Energy 2020* (2020), da empresa de energia BP, de 2010 a 2019, a energia anualmente gerada por centrais fotovoltaicas no mundo cresceu de 34 TWh para 724 TWh, enquanto a produção eólica, já mais madura, quadruplicou de 346 TWh para 1.430 TWh. Ainda mais relevante é o fato de que essa tendência não mostra nenhum sinal de desaceleração. Como ilustrado na Figura 1, estas tecnologias serão os principais guias da expansão da matriz elétrica global, com a participação conjunta de usinas solares e eólicas na geração, hoje abaixo dos 10%, crescendo para quase 50% em 2050, de acordo com previsões da BloombergNEF, contidas no *New Energy Outlook 2019*.

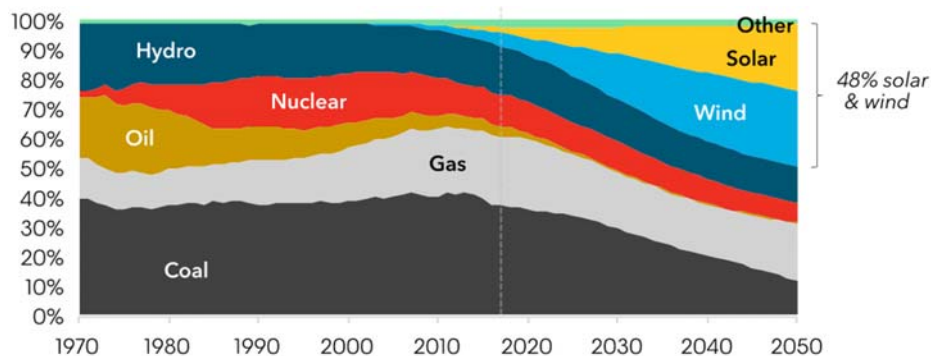


Figura 1: *Mix de produção de eletricidade no mundo*; Fonte: BloombergNEF (2019)

Um dos grandes *drivers* do fenômeno da inserção em massa de fontes renováveis nas matrizes energéticas está associado a preocupações ambientais, relacionadas às mudanças climáticas. Esta conscientização tem provocado esforços no sentido de descarbonização das economias, com estímulos à eletrificação de diversos setores e à “limpeza” das matrizes de geração, beneficiando tecnologias “*green*”. Com isso, a maior porta de entrada para que usinas solares e eólicas começassem a ganhar relevância foi a adoção de políticas de incentivos por parte dos governos. Uma série de medidas, como leilões exclusivos para estas tecnologias, a valorização do atributo “energia limpa”, benefícios fiscais e até mesmo subsídios diretos foram implementadas, de modo a viabilizar investimentos nestas fontes.

No entanto, mais recentemente, este tipo de incentivo tem se tornado cada vez menos necessário. Graças a uma série de avanços tecnológicos, estas fontes de energia se tornaram

altamente competitivas e o grande catalisador do seu desenvolvimento tende a ser a intensa redução dos custos de investimento – algo que deve seguir ocorrendo, mesmo no médio a longo-prazo, com ganhos de eficiência ao longo das cadeias produtivas. Desde 2010, os custos de módulos fotovoltaicos foram reduzidos em 89% e os de turbinas eólicas em 40%, como apontado em no *New Energy Outlook 2019*, da BloombergNEF. Ainda, o mesmo documento projeta, para 2050, reduções nos custos nivelados¹ das energias solar e eólica de 63% e 48%, respectivamente. A Figura 2 evidencia, por meio dos resultados de leilões, o incremento na competitividade destas tecnologias, mostrando tanto o aumento da capacidade contratada quanto a redução drástica dos preços aos quais são remuneradas.

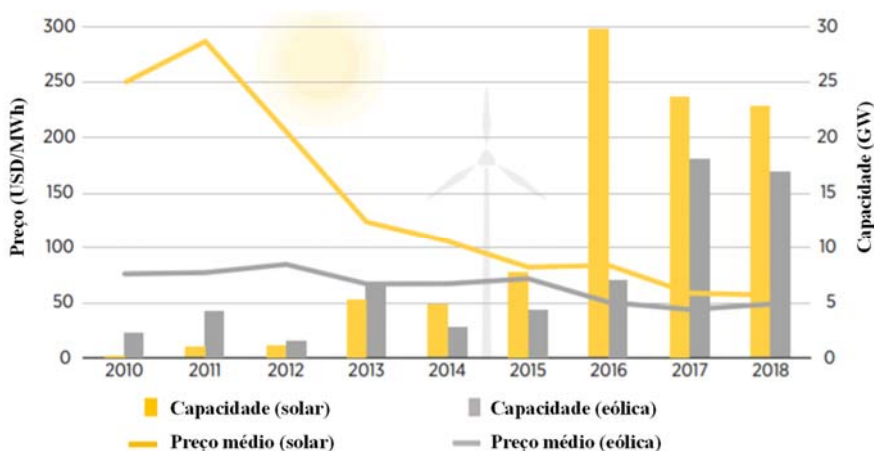


Figura 2: Capacidade contratada e preços médios em leilões no mundo; Fonte: IRENA (2019)

Apesar dos diversos pontos positivos, a incorporação de um grande volume de centrais renováveis intermitentes traz consigo uma série de desafios para o sistema, que devem ser levados em conta tanto no planejamento quanto na operação. As duas principais dificuldades estão associadas à variabilidade e à incerteza inerentes à produção dessas fontes (BIRD, MILLIGAN e LEW, 2013). Por dependerem da intensidade de raios solares e da velocidade do vento, sem capacidade armazenamento para utilização posterior, a geração de energia destas usinas apresenta uma elevada amplitude de flutuações no curto-prazo. Com isso, o sistema deve ter capacidade de acomodar esta variabilidade, o que requer a presença de recursos flexíveis no sistema, além de gerar preocupações relativas à regulação de frequência e controle de tensão.

Ainda, a disponibilidade destes recursos naturais é fonte de grande incerteza, mesmo no curtíssimo-prazo (por exemplo, num intervalo de um dia ou algumas horas). É verdade que, de

¹ O custo nivelado da energia de determinado projeto, conhecido como LCOE (*Levelized Cost of Energy*), representa o valor presente do custo total de construção e operação da usina ao longo de toda a sua vida útil dividido pela expectativa de geração desta central – o equivalente à receita por unidade de energia necessária para recuperar os custos totais descontados, sendo, assim, uma boa medida da competitividade da tecnologia (EIA, 2020).

modo geral, sabe-se o comportamento esperado do sol e do vento ao longo dos dias e que técnicas de obtenção/tratamento de dados e de modelagem estatística tenham aumentado de forma significativa a acurácia das previsões das condições meteorológicas. Porém, é inevitável que haja desvios entre os valores previstos e os observados, devido, por exemplo, a nuvens inesperadas ou reduções na velocidade do vento não-antevistas. Essa certa imprevisibilidade, principalmente caso se tenha grande participação de tecnologias intermitentes, representa uma dificuldade para que a programação do despacho seja feita de forma eficiente, especialmente no que tange a decisões mais inflexíveis, que requerem determinada antecedência para serem tomadas – e, conseqüentemente, estimativas precisas das condições do sistema.

2.2 Centrais termelétricas *unit commitment* e inflexibilidades operativas

Na contramão do que exige um sistema com elevada participação de recursos renováveis variáveis, algumas usinas termelétricas apresentam inflexibilidades operativas relevantes que afetam diretamente a formulação do problema de despacho econômico, possuindo implicações físicas e financeiras ao sistema. Um exemplo desse tipo de situação são as limitações de *rampas* que determinadas máquinas possuem, algo que está bastante relacionado à capacidade de acomodar a variabilidade de curto-prazo das renováveis, especialmente os aumentos/reduções bruscas na geração solar no começo/fim do dia. Essa restrição física determina o quanto é possível variar, “para cima” ou “para baixo”, a geração da usina em determinado intervalo, sendo, assim, expressada em MW por unidade de tempo (usualmente, minutos).

Algumas centrais, denominadas *unit commitment* (UC), possuem também uma série de outras inflexibilidades e até mesmo custos adicionais relacionados à decisão de despacho. De forma resumida, centrais térmicas UC são usinas que, caso sejam acionadas, possuem uma potência mínima à qual podem operar e para as quais é necessário tomar a decisão de mantê-las “ligadas” ou “desligadas” com alguma antecedência. Isto é, o operador tem a liberdade de mantê-las desligadas ou despachá-las respeitando uma restrição de capacidade mínima operativa (além de estar limitado à potência total instalada, evidentemente). Estes aspectos devem ser levados em conta na otimização do despacho e na sua programação *ex-ante*, tendo em vista que muitas decisões relacionadas a essas usinas não podem ser revertidas com facilidade – ou, ao menos, não de forma econômica. Os processos de arranque e parada tipicamente envolvem queima de combustíveis até que a usina seja (des)sincronizada de modo a acompanhar a frequência de operação do sistema, o que faz com que a usina incorra nos chamados custos de *start-up* e *shut-down*.

Adicionalmente, a condição de UC pode carregar consigo uma série de outras restrições operativas, tais como: (i) tempo até que a capacidade mínima seja atingida na transição da posição “desligado” para a posição “ligado” (tempo de arranque ou de *start-up*); (ii) tempo para que a usina seja desligada a partir da potência mínima (tempo de parada ou de *shut-down*); (iii) tempo mínimo de aviso para que a central se prepare para entrar/sair de operação; (iv) tempo mínimo que a central deve permanecer ligada uma vez que seja acionada (mínimo *uptime*) e (v) tempo que deve permanecer *offline* após ser desligada (mínimo *downtime*).

É relevante, mais uma vez, destacar que essas restrições limitam a flexibilidade do sistema, em muitos casos sendo irreversíveis no curto-prazo e tendo implicações relevantes para a operação. Como seu acionamento e desligamento são decisões que demandam certa antecedência para serem tomadas, devido a rampas de subida/descida e tempo mínimo de aviso, as instruções devem ser dadas ainda na etapa de planejamento da operação, não tendo, muitas vezes, a possibilidade de isto ser feito em tempo real. Desta forma, quaisquer erros de previsão (seja na demanda, na produção de renováveis ou em qualquer outra variável) podem levar a problemas durante a operação real do sistema. Um eventual acionamento desnecessário, por exemplo, é ineficiente, pois faz com que o sistema incorra em custos de *start-up* e de operação da usina; enquanto um desligamento indevido (em momentos em que teria sido melhor manter a térmica disponível) pode, inclusive, ameaçar a segurança do suprimento de energia.

2.3 O problema do despacho econômico

Os sistemas elétricos são continuamente operados por entidades responsáveis, que buscam, a todo instante, atender à demanda por eletricidade despachando as centrais que compõem o parque gerador sob o seu guarda-chuva. É evidente que, caso se tenha uma certa margem de capacidade instalada (ou seja, uma folga, com a oferta superando a demanda), esse suprimento pode ser feito de infinitas formas, variando as quantidades geradas por cada usina.

Porém, de modo a promover a eficiência do sistema, o operador possui a atribuição de executar este procedimento da forma mais econômica possível, isto é, com a combinação que minimize os custos totais da operação. Em geral, sob condições ideais, isto implica em acionar sempre as centrais mais baratas, em ordem, até que se tenha um volume de energia suficiente para satisfazer a demanda de determinado período – seguindo a chamada ordem de mérito, exemplificada na Figura 3. Nesta representação esquemática, a demanda é representada como uma quantidade inelástica – embora fosse simples representar da mesma forma idealizada uma curva de demanda que responde ao preço.

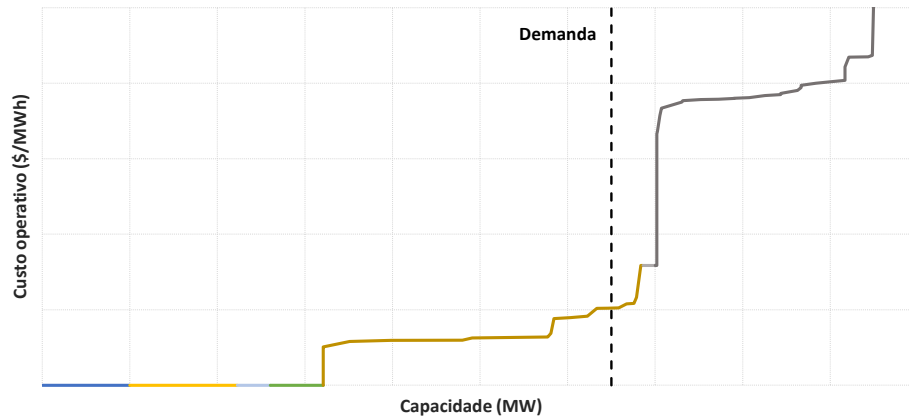


Figura 3: Exemplo de curva de ordem de mérito

Na curva, os “degraus” representam o custo variável de cada usina, sendo virtualmente nulo para as renováveis e variando amplamente para as termelétricas, dependendo basicamente do custo do combustível utilizado e da eficiência termodinâmica das máquinas. É relevante destacar que, na operação física do sistema, uma série de restrições devem ser levadas em consideração, como introduzido na seção 2.2 (além de outras, tais como limitações na rede de transmissão), o que pode, na prática, levar a um despacho mais complexo que o indicado pela curva – mas ainda seguindo uma lógica de *minimizar custos*.

Além disso, destaca-se que, ainda que na Figura acima os custos das hidrelétricas tenham sido simplifadamente representados como nulos, a presença de hidrelétricas com reservatório, como é o caso do sistema brasileiro, torna o problema bem mais complexo. Isto porque, embora a água utilizada por estas usinas não tenha um custo direto, a capacidade de armazenamento dos reservatórios implica num problema de tomada de decisão relevante entre utilizar o recurso imediatamente ou poupá-lo para uso futuro. Neste caso, utiliza-se amplamente a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) (PEREIRA e PINTO, 1985; PEREIRA; 1989), por meio da qual calcula-se o valor da água, que representa o custo de oportunidade de turbinar a água no presente invés de guardá-la para etapas futuras, influenciando na decisão de seu despacho.

2.4 Mercados elétricos de curto-prazo

O problema do despacho econômico, além de ser aplicado ao mundo físico (sendo responsável por decidir a operação do sistema, atendendo a demanda ao menor custo), é também um elemento chave do universo comercial, sendo componente fundamental do funcionamento de mercados elétricos de curto-prazo. Os chamados mercados atacadistas de energia ou mercados *spot* são, essencialmente, *hubs* através dos quais os *players* transacionam energia.

Nestes ambientes, o operador do mercado² resolve o problema do despacho econômico periodicamente para fins comerciais. Como resultado, são determinadas as quantidades de compra/venda de energia alocadas a cada agente e os preços aos quais esses volumes serão transacionados – que, sob determinadas condições, são determinados pelo ponto de cruzamento das curvas de oferta e demanda na ordem de mérito, como visto na seção 2.3. Com isto, em um modelo fundamental, o mesmo problema de despacho que determina as quantidades produzidas por cada gerador também identifica os preços de equilíbrio.

Embora o *framework* central do mecanismo de formação de preços seja essencialmente o mesmo em mercados mundo afora, certas características podem variar entre diferentes países/regiões, a depender da composição e natureza do sistema e do grau de modernização adotado em liberalizações e reformas do setor – como será explorado nas subseções a seguir.

2.4.1 Oferta de preços vs. custos auditados

Uma das principais dicotomias observadas em mercados atacadistas que influencia não só os resultados financeiros como também a ordem de mérito para o despacho físico do sistema é a possibilidade da implementação de um mercado baseado em *custos auditados* ou de um mercado que envolve *ofertas de preços* por parte dos geradores. O primeiro, adotado no Brasil e na maior parte dos países latino-americanos, trata-se de um esquema mais centralizado, no qual o operador é responsável por auditar e/ou calcular o custo operativo de cada usina e despachá-las, com os geradores sendo *pricetakers*. Já no modelo por ofertas, cada gerador é responsável por submeter ao operador curvas de oferta representando a quantidade que deseja produzir e o preço ao qual está disposto a vendê-la. Neste caso, aplicado em muitos mercados desenvolvidos, como os norte-americanos, Nord Pool (dos países nórdicos) e o colombiano, o operador do mercado é responsável basicamente por receber as ofertas e alocar a geração de maneira ótima. Os geradores têm mais influência direta sobre os resultados de mercado e têm a possibilidade de representar os seus custos de produção reais de forma mais precisa.

É relevante destacar que, apesar das potenciais diferenças entre os dois esquemas, mostra-se que, sob condições ideais de competição no mercado, os agentes não possuem incentivos para ofertar valores divergentes dos seus custos operativos (CONEJO, NOGALES e ARROYO, 2002; GROSS e FINLAY, 2000), enquanto agentes hidrelétricos possuem como *bid* ótimo o seu custo de oportunidade real (LINO et al., 2003). Estes resultados se baseiam no fato de que,

² Em muitos casos, o próprio operador do sistema assume este papel – embora, no Brasil, a operação física e a operação do mercado de eletricidade sejam competências de entidades diferentes (ONS e CCEE, respectivamente).

não sendo capaz de individualmente afetar o preço de equilíbrio do mercado, qualquer tentativa por parte de determinado agente de obter lucros “inflando” sua oferta resultará numa menor frequência de despacho, podendo levar a perdas financeiras.

Portanto, as diferenças entre os esquemas estão relacionadas primordialmente à alocação de responsabilidade das decisões relacionadas ao despacho, bem como à gestão e incentivos à revelação de informação privada dos agentes. Como comentado, no Brasil, adota-se o despacho por custos. Entretanto, a discussão acerca da implementação de oferta de preços é um tema em voga (Consulta Pública Nº 33 de 05/07/2017, do MME), sendo tema de projetos de Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) no programa da ANEEL (PSR, 2020), e em outras iniciativas.

2.4.2 Despacho nodal vs. zonal vs. nó único

A operação do sistema *per se*, em geral, precisar levar em consideração a topologia da rede, limites de equipamentos em diferentes localizações e os fenômenos físicos que regem os fluxos (as chamadas leis de Kirchoff). No entanto, para fins comerciais, a representação de todas estas restrições de rede pode ser suprimida, simplificando o problema do despacho. Uma otimização a nível *nodal* (representando todas as principais subestações e pontos de conexão da rede de transmissão) é utilizada em muitos mercados, como o Chile, Peru, México, além de boa parte dos sistemas mais desenvolvidos, muitos países, dentre eles o Brasil, fazem uso de representações a nível zonal, dividindo o sistema em zonas – e levando em consideração apenas limites nas capacidades de transmissão que as conectam. Ainda, a exemplo do que é feito na Colômbia, pode-se simplificar ainda mais, ignorando todas as restrições de rede e formando preços a partir de um despacho de “nó único”, englobando todo o sistema.

Vale pontuar que, além de influenciar na representação da rede de transmissão e, conseqüentemente, nas restrições do problema e seus resultados, a decisão por um despacho nodal, zonal ou ideal determinará também a resolução espacial dos preços. Enquanto o despacho nodal, por exemplo, pode levar à representação de milhares de barras (e, assim, resultar em milhares de valores de preços marginais locais, ou PML), o despacho ideal considera um único preço sistêmico, independentemente da localização do agente. Esta questão implica num *trade-off* entre complexidade e sinal locacional, visto que diferenças de preços direcionam investimentos para locais onde há maior necessidade (HOGAN, 1999).

2.4.3 Frequência de despacho e resolução temporal dos preços

Além da resolução espacial dos preços, outro aspecto relevante é a sua resolução temporal, o que está bastante relacionado à frequência com a qual é feita a alocação de volumes de energia

para fins comerciais (fisicamente, isto é feito de forma contínua) e a formação dos preços. No Brasil, por exemplo, devido à importante participação de hidrelétricas no sistema, optou-se à época da reforma por efetuar a programação do despacho para fins de formação de preços semanalmente, levando a três preços por semana – um para cada *cluster* não-cronológico de horas de demanda (os “patamares de carga” pesada, média e leve). Porém, em meio a um extenso debate a respeito da modernização do setor elétrico brasileiro (Consulta Pública Nº 33 de 05/07/2017, do MME), identificou-se a necessidade de ampliar a granularidade dos preços (Consulta Pública Nº 71 de 30/04/2019, do MME), levando à decisão de migrar para um esquema de preços horários, cuja implementação está prevista para 2021 (Portaria Nº 301/2019, do MME). O despacho horário é um dos modelos mais adotados globalmente, a exemplo do México. Porém, é possível que se renovem os preços em intervalos ainda menores, como meia hora, no caso do Peru, ou até mesmo a cada 5 minutos, como é feito na Califórnia.

Um fator motivador para o aumento na granularidade temporal dos preços é a ampla penetração de fontes renováveis. A variabilidade de curtíssimo-prazo destas tecnologias traz grandes desafios para a operação, criando uma necessidade de flexibilidade para o sistema, que pode se traduzir em uma necessidade de despachar térmicas mais caras. Desta forma, para que sejam dados os sinais de preços corretos aos agentes, é preciso que essas dificuldades enfrentadas se reflitam nos preços *spot*, atraindo os investimentos nas tecnologias necessárias. Além disso, a representação de um problema de despacho mais próximo à operação física permite uma programação adequada para as incertezas associadas à produção solar e eólica, com um dimensionamento mais preciso das necessidades de reservas operativas.

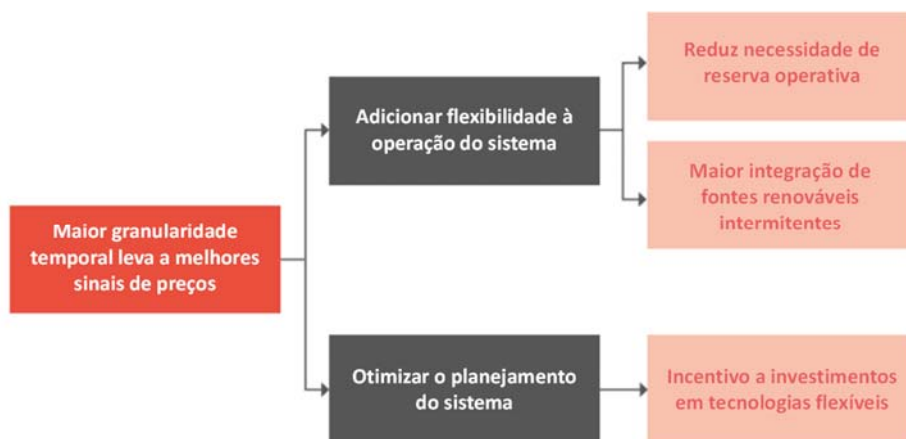


Figura 4: Benefícios do aumento da granularidade dos preços *spot*; Fonte: Adaptado de IRENA (2019)

2.5 Liquidações múltiplas e mercados vinculantes

Uma outra discussão fundamental no que se refere às características de mercados elétricos de curto-prazo diz respeito ao tipo de liquidação adotado. Como discutido anteriormente, a crescente competitividade das fontes renováveis intermitentes e a consequente necessidade de permitir a incorporação de grandes volumes de capacidade de geração por meio destas tecnologias – que trazem consigo uma série de desafios associados à acomodação da variabilidade da disponibilidade de recursos naturais – acabaram por possibilitar o surgimento de modelos de *múltipla liquidação* em mercados mais desenvolvidos. Estes esquemas, conhecidos também como mercados vinculantes (por criarem compromissos financeiros vinculantes, passados de uma liquidação à outra), consistem em otimizar o despacho e formar preços em diversos momentos anteriores ao despacho físico em si. O objetivo principal de se ter, além do despacho em tempo real, um outro procedimento *ex-ante* é dar certa previsibilidade ao operador do sistema, de modo a permitir a tomada de decisões mais inflexíveis com adequada antecedência, programando o sistema com base numa configuração esperada.

2.5.1 Funcionamento base do modelo

Vamos nos ater inicialmente ao modelo mais clássico, de dupla liquidação, composto por uma programação do despacho e liquidações financeiras com um dia de antecedência (*day-ahead*), seguido do despacho e liquidações em tempo real (*real-time*). No primeiro momento, no dia anterior à operação, é feita a alocação ótima e a formação de preços, com base em *previsões* das condições de oferta e demanda para o dia seguinte. Tais previsões incorporam a melhor informação disponível até esse momento (embora ainda tenham algum grau de incerteza) e direcionam a tomada de decisão no que diz respeito ao *unit commitment* de termelétricas (mais difícil de ajustar no curto prazo). Posteriormente, já com a operação realizada, o processo seria repetido, agora com as quantidades (condições de oferta e demanda) de fato medidas, gerando um novo preço de equilíbrio. A este preço, liquidam-se apenas as *diferenças* entre os volumes comprados/vendidos no *day-ahead* e os efetivamente observados. Um esquema gráfico deste mecanismo, adotado no México, por exemplo, é mostrado na Figura 5. Nela, p_{DA} , q_{DA} e R_{DA} representam, respectivamente, preço, quantidade alocada a determinado agente e receita deste mesmo agente no mercado *day-ahead*, enquanto p_{RT} , q_{RT} e R_{RT} são grandezas análogas, mas para o despacho *real-time*.

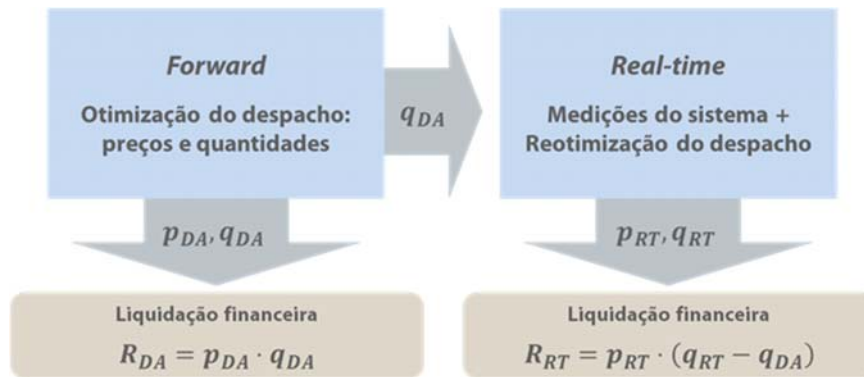


Figura 5: Funcionamento do mercado de liquidação dupla; Fonte: PSR (2020)

Este modelo busca obter o “melhor dos mundos”, que não seria possível caso houvesse uma única liquidação (fosse *day-ahead* ou *real-time*). Transações comerciais baseadas na programação do dia anterior contribuem tanto para a gestão de risco individual de cada agente quanto para conceder previsibilidade ao operador, mas liquidação *ex-post* garante que os incentivos financeiros aos agentes estarão alinhados com o seu perfil de produção real, não sendo dependentes apenas da previsão. Com relação a este último ponto, é importante destacar que divergências entre o mercado de curto-prazo utilizado para formar preços e o modelo de despacho físico do sistema (algo que a existência de liquidações baseadas na operação em tempo real busca evitar) provocam distorções nos sinais de preços fornecidos ao mercado. Com isso, abrem-se brechas para manipulações por parte dos agentes, dando margem para que busquem se beneficiar às custas da eficiência sistêmica (WOLAK, 2020).

Observa-se, ainda, que este modelo gera incentivos para que os agentes submetam as informações mais precisas possíveis no procedimento *day-ahead*, buscando escapar da maior volatilidade dos preços *real-time* – contribuindo para um dos objetivos fundamentais de uma programação do despacho, que é fornecer a devida previsibilidade das condições esperadas. Uma central renovável, por exemplo, tenderia a fazer a previsão mais acurada que pudesse com as informações que possui, pois, caso não o fizesse, incorreria em maiores exposições. Caso a geração *real-time* seja inferior ao volume vendido no dia anterior, a usina ficaria *short*, tendo que comprar no mercado em tempo real para liquidar esta diferença. Porém, a redução na oferta faria uma pressão para cima nos preços do mercado *ex-post*, produzindo, em geral, perdas para o gerador que poderiam ser evitadas caso a previsão tivesse sido perfeita. Um raciocínio similar vale para uma subestimação da geração no *day-ahead*: o volume adicional que ainda não foi vendido seria liquidado no *real-time* (gerando algum *upside* para a usina), mas a um preço provavelmente inferior, fazendo com que a usina incorra em custos de oportunidade. Em suma, o mecanismo de liquidação dupla fornece sinais de preços mais adequados para evitar desvios,

reduzindo a necessidade de mecanismos adicionais de *enforcement* para assegurar que os agentes façam uso de boas previsões na programação do dia anterior (PSR, 2020).

Este mecanismo base pode também ser extrapolado para múltiplas liquidações, o modelo *multi-settlement*, cujo funcionamento é bastante semelhante ao da dupla liquidação. Porém, neste caso, há n liquidações de diferenças entre o primeiro mercado *forward* e o mercado *real-time*. Essas liquidações são feitas também com base em previsões, que vão sendo atualizadas a cada novo procedimento de despacho, com as diferenças com relação aos resultados anteriores sendo liquidadas a um novo preço de equilíbrio. Este processo é repetido para cada mercado *forward*, até que se chegue na liquidação das quantidades em tempo real.

Com a incorporação de cada vez mais incerteza de curtíssimo-prazo, causada pela disseminação acelerada das fontes renováveis intermitentes, faz-se interessante em muitos casos a implementação de mercados intra-diários, ou seja, entre o *day-ahead* e o *real-time*. A previsibilidade da disponibilidade de recursos destas fontes é crescente conforme se aproxima da operação, o que pode justificar o desejo por atualizações mais frequentes das expectativas. A Figura 6 ilustra um exemplo de mercado *multi-settlement*, com notação semelhante à do exemplo de dupla liquidação. Porém, agora, não há somente dois mercados, mas sim n , com a receita de determinada liquidação m sendo ilustrada. No caso do primeiro despacho do mecanismo (no exemplo, o *day-ahead*), $q_{m-1} = 0$.

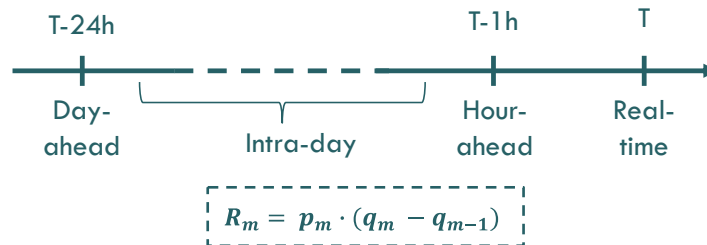


Figura 6: Exemplo de mercado de múltiplas liquidações

Por fim, vale ressaltar que, embora a disponibilidade de recursos de geração renovável seja, hoje, a principal fonte de incerteza em muitos sistemas nos quais estas tecnologias já possuem participação relevante no parque gerador, ela não é a única. Outros fatores, como a capacidade disponível de usinas termelétricas, as vazões afluentes em rios com hidrelétricas, as condições dos equipamentos elétricos que compõem a rede (como linhas e subestações) e, principalmente, a demanda, também podem variar entre os dados previstos na programação *ex-ante* e as condições no momento da operação física em tempo real, trazendo ainda mais desafios para que o sistema possa acomodar todo este conjunto de incertezas.

2.5.2 Exemplo de funcionamento do modelo de liquidação dupla

Esta Seção traz uma demonstração do funcionamento de um esquema de liquidação dupla e das consequências financeiras que este pode trazer aos agentes. A Figura 7 mostra a configuração de um sistema exemplo simplificado, com duas usinas termelétricas e uma eólica, distribuídas em duas barras conectadas por uma linha com fluxo máximo de 100 MW. Como mostrado, a demanda está toda localizada na barra à esquerda, caracterizada como uma barra de importação, enquanto a geração mais econômica (tanto a renovável quanto a térmica mais barata) está na barra da direita, tornando-a uma barra exportadora.

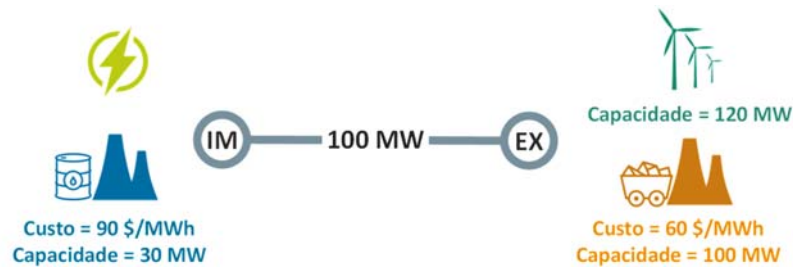


Figura 7: Configuração do sistema exemplo de liquidação dupla

Agora, assumindo que, na programação do despacho *day-ahead* deste sistema para determinada hora do dia seguinte, a previsão de demanda foi de 90 MW e de geração eólica foi de 70 MW, a operação prevista seria a que está ilustrada no canto esquerdo da Figura 8, com a usina térmica mais cara não sendo necessária e com a capacidade de transmissão não sendo utilizada no seu limite máximo. Quanto aos preços por barra, em mercado elétricos, estes são definidos com base na teoria marginalista. Assim, o preço em determinada barra equivale ao custo adicional no qual o sistema incorreria caso houvesse 1 MW a mais de demanda nesta barra. Como, em ambas as barras, qualquer MW extra de demanda seria atendido pela térmica a carvão (laranja), elas possuem o mesmo preço, igual ao custo variável desta usina.

Porém, se, no *real-time*, a demanda for, na verdade, de 120 MW e a usina eólica puder gerar acima de 100 MW, o despacho seria bem diferente daquele que havia sido programado. Neste caso, a exportação de 100 MW de geração eólica preencheria toda a capacidade que a linha suporta, não permitindo o completo aproveitamento do recurso renovável – caracterizando o chamado *curtailment*. Assim, seria necessário acionar a usina a óleo, para, juntamente com a energia gerada pela renovável, atender à demanda toda. Com isto, observa-se que a congestão na linha de transmissão produz diferenças de preços entre as barras, visto que o custo marginal de demanda na barra importadora é de \$ 90 (pois qualquer MW adicional só poderia ser atendido pela usina mais custosa), enquanto, na barra de exportação, é virtualmente nulo, pois, neste caso, o excesso de geração eólica desperdiçado poderia suprir o incremento na demanda.

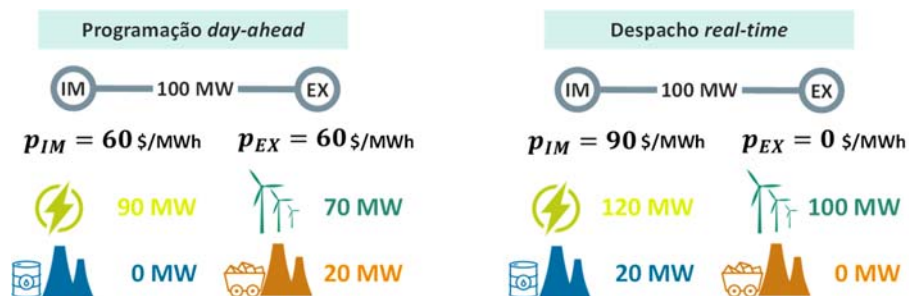


Figura 8: Exemplo de funcionamento do modelo de liquidação dupla

Por fim, tomando como exemplo a central eólica, calcula-se a receita total que esta usina obteria durante esta hora. Esta receita é resultante do somatório da receita no *day-ahead* com a receita obtida no *real-time*, calculadas como previamente definido na Figura 5. A primeira componente seria dada por $R_{DA} = p_{DA} \cdot q_{DA} = 60 \cdot 70 = 4.200$. Já a segunda, seria calculada como $R_{RT} = p_{RT} \cdot (q_{RT} - q_{DA}) = 0 \cdot (100 - 70) = 0$, resultando num total de \$ 4.200.

2.5.3 Modelos de liquidação única

Os modelos de liquidação múltipla, ainda que comuns em mercados desenvolvidos ou que passaram por reformas mais tardias, não são universalmente adotados, com diversos mercados possuindo *liquidação única*. Com isso, reduz-se a complexidade da estrutura, embora percam-se alguns benefícios proporcionados pela liquidação em múltiplas etapas, justificando a adoção destes esquemas em mercados desenvolvidos, como nos Estados Unidos e na Europa.

Um dos modelos mais comuns de liquidação única envolve formação de preços e liquidações das transações apenas *ex-post* (*real-time*), com base exclusivamente nas quantidades observadas em determinado período. Neste tipo de mecanismo, adotado por exemplo na Colômbia e no Chile, a programação do despacho *day-ahead* é apenas indicativa e não induz incentivos para aprimorar a previsão da disponibilidade de recursos. Este tipo de liquidação também deixa os agentes mais sujeitos à volatilidade dos preços em tempo real (que podem ser muito diferentes dos que resultariam das previsões *ex ante*).

Outra categoria de liquidação única, atualmente adotada no Brasil, é pré-fixar os preços na programação de despacho *ex-ante* (no Brasil, hoje, isto é feito *week-ahead*, mas, a partir de 2021, passará a ser *day-ahead*, como na maioria dos outros países). Estes preços *ex-ante* são então multiplicados pelas quantidades observadas durante a operação em tempo real (*ex-post*) para definir os fluxos financeiros resultantes deste mecanismo. Este esquema gera distorções relevantes no mercado ao possibilitar um aumento da incompatibilidade entre os mundos comercial e físico. Isto prejudica diretamente os sinais de preços passados aos agentes e abre espaço para potenciais manipulações dos *players* em busca de lucros artificiais.

3. Metodologia

Com base nos conceitos abordados neste relatório, o presente trabalho se propõe a analisar, para um sistema hipotético com elevada participação de usinas renováveis intermitentes, as implicações decorrentes da adoção de diferentes tipos de liquidação no mercado de curto-prazo. Mais especificamente, serão calculadas diversas métricas para quantificar os riscos e resultados financeiros para usinas renováveis considerando liquidação no mercado *spot*: (i) única, com preços formados no *day-ahead* (e quantidades *real-time*), (ii) única, com as quantidades e preços obtidas do *real-time* ou (iii) dupla, com *day-ahead* e *real-time*. No modelo utilizado, admitiu-se que o tipo de liquidação não possui qualquer influência sobre a operação física do sistema. Em todos os casos, haverá tanto uma programação do despacho com um dia de antecedência quanto o despacho em tempo real, de modo que as diferentes liquidações afetam somente o cálculo das receitas, tendo como base os mesmos resultados de despacho. Eventualmente, como discutido, os diferentes incentivos econômicos percebidos pelos geradores renováveis nesses três cenários poderiam influenciar a qualidade das previsões passadas ao operador, tendo implicações para a operação – embora neste trabalho tenhamos admitido que a previsão no mercado *day-ahead* é sempre igual à produção realmente esperada.

3.1 *Framework* e organização dos cenários

De modo a capturar efeitos da sazonalidade na demanda e na disponibilidade de recursos renováveis, dividiu-se o ano em quatro estações (*seasons*), de duração trimestral, em ordem cronológica, de modo que os fatores sazonais que afetam o balanço oferta-demanda sejam semelhantes entre os dias de cada período. Para cada *season*, foi simulada a operação do sistema em diversos cenários de programação do despacho *day-ahead* e, para cada um destes, vários cenários de despacho *real-time*, como mostrado a seguir. Os diferentes cenários *day-ahead* diferem entre si na previsão de geração por fontes renováveis, enquanto os cenários *real-time* representam diferentes possibilidades de choques entre a geração renovável prevista e a realizada. Com relação à demanda, esta varia apenas de uma *season* para a outra, tendo sido mantida inalterada entre os diferentes cenários de uma mesma *season*. O detalhamento da representação destes cenários será apresentado na Seção 3.3.

Índices

h : indexa as *seasons* do ano

k : indexa os cenários *day-ahead*

w : indexa os cenários *real-time*

Conjuntos

Ω_H : Conjunto das 4 *seasons* do ano

$\Omega_{K,h}$: Conjunto dos cenários *day-ahead* pertencentes à *season* h

$\Omega_{W,k,h}$: Conjunto dos cenários *real-time* pertencentes ao cenário *day-ahead* de índice k da *season* h

Definições

Seasons: $h \in \Omega_H, h = 1, \dots, 4$

Cenários *day-ahead* da *season* h : $\hat{\omega}_{k,h} \in \Omega_{K,h}, k = 1, \dots, K$

Cenários *real-time* do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$: $\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W,k,h}, w = 1, \dots, W$

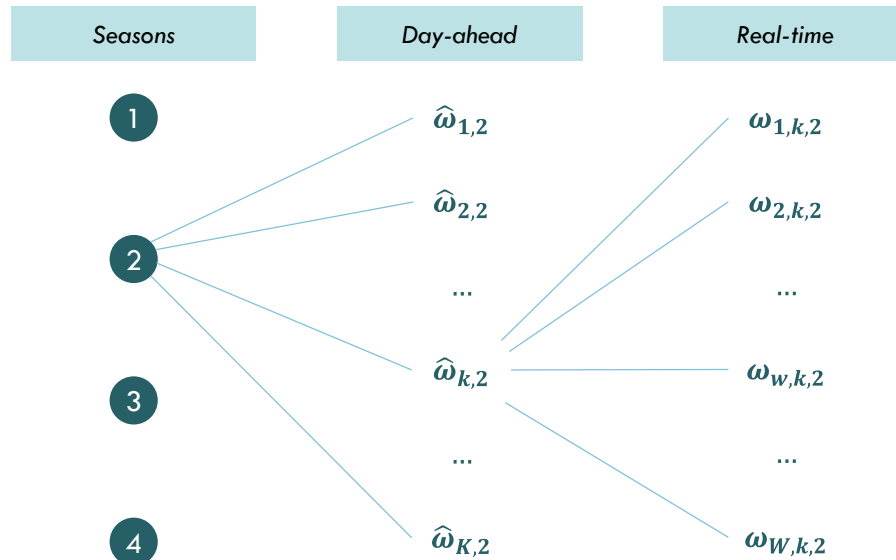


Figura 9: Esquema da árvore de cenários a serem simulados

Como mencionado, em cada cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ realiza-se uma programação do despacho para o dia seguinte, com base em um conjunto de previsões para as condições da operação em tempo real (os cenários $\omega_{w,k,h}$), feitas a partir da melhor informação disponível com um dia de antecedência. Esta programação consiste em resolver um problema de otimização, que busca atender à demanda prevista da forma mais econômica possível, decidindo, dentre outras variáveis, a alocação de quantidades a serem geradas por cada agente produtor e o acionamento/desligamento de centrais termelétricas *unit commitment*.

Posteriormente, em cada cenário *real-time* $\omega_{w,k,h}$, é resolvido um problema parecido, porém agora com as condições de oferta e demanda efetivamente observadas. Apesar de poder haver

desvios (diferenças entre condições previstas *day-ahead* e as observadas em tempo real) em uma série de variáveis, como disponibilidade de térmicas, de linhas de transmissão e na demanda, neste trabalho considerou-se variabilidade apenas na geração de usinas renováveis intermitentes. Ou seja, em cada um dos cenários *real-time* $\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W,k,h}$, introduziu-se um “choque” na disponibilidade de recursos renováveis prevista no cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$, emulando os erros de previsão para a produção dessas centrais. Além disso, para representar as consequências da inflexibilidade de usinas *unit commitment*, foram fixadas durante o despacho *real-time* as decisões de acionamento/desligamento tomadas na programação *day-ahead*. Desta forma, caso tenha-se decidido, no dia anterior, que a usina estaria ligada em determinado momento, tem-se a liberdade para variar a quantidade produzida, desde que mantendo-a acionada. Analogamente, caso a previsão fosse de geração nula, esta decisão não poderá ser alterada.

Assim, a programação do despacho *day-ahead* de determinado cenário $\hat{\omega}_{k,h}$ e o despacho em tempo real em cada um dos cenários *real-time* $\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W,k,h}$ podem ser representadas por problemas de otimização bastante semelhantes, com algumas pequenas alterações nas suas restrições (o problema será descrito em detalhe na Seção 3.2). Ressalta-se, porém, que estas alterações podem ter significativo impacto no balanço oferta-demanda, afetando o equilíbrio, as quantidades geradas por cada agente e o preço resultante.

3.2 O modelo de otimização do despacho

O despacho econômico, como discutido previamente, pode ser representado por meio de um problema de otimização, cuja função objetivo é minimizar o custo total para o sistema, sujeito a uma série de restrições, como a equação de balanço entre oferta e demanda em cada barra e em cada hora do dia, limites de fluxos em linhas de transmissão e inflexibilidades operativas. Ainda, a presença de termelétricas *unit commitment* no sistema adiciona complexidade ao problema, pois implicam em decisões de acionamento/desligamento ou não, possuindo uma descontinuidade nos valores possíveis de potência aos quais podem operar – descontinuidade esta entre zero e a sua geração mínima. Com isso, faz-se necessária a criação de variáveis de decisão binárias, fazendo com o problema deixe de ser linear para tornar-se um problema de programação inteira misto (MIP, *Mixed Integer Programming*). Esta seção consiste na apresentação de uma descrição detalhada dos problemas de otimização resolvidos em cada etapa do despacho diário, *ex-ante* e *ex-post*. O processo descrito para determinada *season h* é o mesmo para todas as demais, alterando-se somente os dados de entrada de demanda

e de disponibilidade de recursos renováveis – no caso de diferentes cenários *day-ahead* de uma mesma *season* e diferentes cenários *real-time* de um mesmo cenário *day-ahead*, varia-se apenas a geração das centrais renováveis.

Destaca-se que, nesta formulação, implicitamente está sendo assumido um despacho baseado em custos, com detalhamento geográfico nodal e resolução temporal horária (segundo as classificações da seção 2.4) – entretanto, seria simples adaptar o modelo para representar outras combinações/desenhos de mercado. O Brasil, em particular, atualmente não adota nenhum modelo de liquidação dupla e adota uma resolução geográfica zonal para a formação de preços – de modo que a representação proposta possui um grau de detalhamento maior, representativo do desenho de mercado adotado em outros países, como o México.

Assim, para cada cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$, efetua-se a programação do despacho diário, resolvendo o MIP a seguir³. O modelo foi implementado computacionalmente na linguagem de programação *Julia*, utilizando o pacote de otimização *JuMP*, e resolvido por meio do *solver* comercial *Xpress*.

Índices

t : indexa as horas do dia ($t = 0$ representa a condição inicial)

i : indexa os geradores termelétricos do sistema

j : indexa os geradores renováveis do sistema

l : indexa as linhas de transmissão do sistema

b : indexa as barras do sistema

b_l^-, b_l^+ : indexam as barras de importação e exportação, respectivamente, da linha de transmissão l

Conjuntos

Ω_T : conjunto das 24 horas do dia

Ω_G : conjunto dos geradores termelétricos do sistema

Ω_L : conjunto das linhas de transmissão do sistema

³ Nota-se que foram representadas nominalmente apenas centrais termelétricas e renováveis não-despacháveis. Sem perda de generalidade, hidrelétricas também poderiam ser representadas neste *framework*. Neste caso, estariam contidas no conjunto das centrais despacháveis (aqui denominadas termelétricas), com um custo de operação igual ao valor da água (que seria, idealmente, um dado de entrada obtido de uma simulação de médio prazo) e seus próprios parâmetros de flexibilidade operativa. Porém, como o trabalho foca nas incertezas de curto-prazo (fortemente associadas às renováveis) e inflexibilidades de termelétricas *unit commitment*, suprimiu-se a representação de hidrelétricas.

Ω_B : conjunto das barras do sistema

Ω_{G_b} : conjunto dos geradores termelétricos do sistema conectados à barra b

Ω_{R_b} : conjunto dos geradores renováveis do sistema conectados à barra b

$\Omega_{L_b \rightarrow}$: conjunto das linhas de transmissão do sistema cuja origem é a barra b

$\Omega_{L_b \leftarrow}$: conjunto das linhas de transmissão do sistema cujo destino é a barra b

Variáveis de decisão

$g_{i,t,kh}$: geração alocada à usina termelétrica i na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em MWh)

$p_{b,t,kh}$: déficit na barra b na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em MWh)

$s_{b,t,kh}$: vertimento de geração renovável na barra b na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em MWh)

$f_{l,t,kh}$: fluxo de energia na linha l na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em MWh)

$\theta_{b,t,kh}$: ângulo da tensão na barra b na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em graus)

$v_{i,t,kh}$: status de *commitment* (ligado/desligado) da usina termelétrica i na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (adimensional)

$y_{i,t,kh}$: decisão de acionamento da usina termelétrica i na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (adimensional)

$z_{i,t,kh}$: decisão de desligamento da usina termelétrica i na hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (adimensional)

Parâmetros

c_i : custo variável unitário (CVU) da usina termelétrica i (em US\$/MWh)

γ_i : custo de *start-up* da usina termelétrica i (em US\$)

ρ : custo de déficit (em US\$/MWh)

S : penalidade de vertimento de geração renovável (em US\$/MWh)

$\hat{\xi}_{j,t,kh}$: previsão de geração da usina renovável j para a hora t do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$ (em MWh)

$D_{b,t,h}$: demanda na barra b na hora t de todos os cenários pertencentes à *season* h (em MWh)

η_i^\uparrow : mínimo *uptime* da usina termelétrica i (em horas)

η_i^\downarrow : mínimo *downtime* da usina termelétrica i (em horas)

λ_i^\uparrow : potência máxima da usina termelétrica i (em MW)

λ_i^\downarrow : potência mínima da usina termelétrica i caso esteja acionada (em MW)

F_l : fluxo de potência máximo permitido na linha de transmissão l (em MW)

x_l : reatância da linha de transmissão l (em ohms)

Definições

$$\bar{G}_{kh} = (g_{i,t,kh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{P}_{kh} = (p_{b,t,kh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{S}_{kh} = (s_{b,t,kh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{F}_{kh} = (f_{l,t,kh})_{\forall l \in \Omega_L, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{\Theta}_{kh} = (\theta_{b,t,kh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{V}_{kh} = (v_{i,t,kh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{Y}_{kh} = (y_{i,t,kh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\bar{Z}_{kh} = (z_{i,t,kh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$$

$$\Psi_{kh} = (\bar{G}_{kh}, \bar{P}_{kh}, \bar{S}_{kh})$$

$$\Phi_{kh} = (\bar{F}_{kh}, \bar{\Theta}_{kh})$$

$$\Pi_{kh} = (\bar{V}_{kh}, \bar{Y}_{kh}, \bar{Z}_{kh})$$

Modelo

$$\min_{\substack{\Psi_{kh} \geq 0 \\ \Phi_{kh} \in \mathbb{R} \\ \Pi_{kh} \in \{0,1\}}} \sum_{t \in \Omega_T} \left[\sum_{i \in \Omega_G} c_i \cdot g_{i,t,kh} + y_{i,t,kh} \cdot \gamma_i + \sum_{b \in \Omega_B} \rho \cdot p_{b,t,kh} + S \cdot s_{b,t,kh} \right] \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i \in \Omega_{G_b}} g_{i,t,kh} + \sum_{j \in \Omega_{R_b}} \xi_{j,t,kh} + \sum_{l \in \Omega_{L_b}^{\leftarrow}} f_{l,t,kh} - \sum_{l \in \Omega_{L_b}^{\rightarrow}} f_{l,t,kh} + p_{b,t,kh} \quad (2)$$

$$- s_{b,t,kh} = D_{b,t,h}, \forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T$$

$$v_{i,t-1,kh} - v_{i,t,kh} + y_{i,t,kh} - z_{i,t,kh} = 0, \forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T \quad (3)$$

$$v_{i,t=0,kh} = g_{i,t=0,kh} = 0, \forall i \in \Omega_G \quad (4)$$

$$\sum_{t=\tau-\eta_i^\uparrow+1}^{\tau} y_{i,t,kh} \leq v_{i,t,kh}, \forall i \in \Omega_G, \forall \tau = \eta_i^\uparrow, \dots, 24 \quad (5)$$

$$\sum_{t=\tau-\eta_i^\downarrow+1}^{\tau} z_{i,t,kh} \leq 1 - v_{i,t,kh}, \forall i \in \Omega_G, \forall \tau = \eta_i^\downarrow, \dots, 24 \quad (6)$$

$$\lambda_i^\downarrow \cdot v_{i,t,kh} \leq g_{i,t,kh} \leq \lambda_i^\uparrow \cdot v_{i,t,kh}, \forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T \quad (7)$$

$$-F_l \leq f_{l,t,kh} \leq F_l, \forall l \in \Omega_L, \forall t \in \Omega_T \quad (8)$$

$$f_{l,t,kh} = (1/x_l) \cdot (\theta_{b_l^-,t,kh} - \theta_{b_l^+,t,kh}), \forall l \in \Omega_L, \forall t \in \Omega_T \quad (9)$$

$$\theta_{b=1,t,kh} = 0, \forall t \in \Omega_T \quad (10)$$

Além dos valores das variáveis de decisão do problema primal apresentado, um resultado extremamente relevante da otimização que deve ser extraído para análise é o preço ao qual a geração alocada neste procedimento será transacionada (caso haja liquidação *day-ahead*). Este preço, horário e por barra, é definido como o custo marginal de demanda na barra b na hora t – ou seja, o custo adicional no qual o sistema incorreria caso houvesse 1 MWh adicional de demanda nesta barra durante esta hora. Estes valores podem ser obtidos por meio das variáveis duais associadas às equações de balanço, definidas em (2). Porém, problemas de programação inteira não possuem variáveis duais bem definidas, sendo necessário linearizar o problema e resolvê-lo outra vez para, então, obter os preços. Para tal, basta fixar os valores das variáveis de decisão contidas em Π_{kh} (as variáveis binárias do problema), definindo-as como os resultados obtidos para elas como solução do modelo descrito acima. Ou seja, resolver exatamente o mesmo problema novamente, mas agora fixando as variáveis $v_{i,t,kh}$, $y_{i,t,kh}$ e $z_{i,t,kh}$ como sendo iguais aos seus valores ótimos de acordo com a solução do MIP definido anteriormente (fazendo com que deixem de ser variáveis de decisão do problema). Com isso, pode-se calcular o valor das variáveis duais das equações de balanço para cada barra b e hora t , obtendo-se os preços $\pi_{b,t,kh}$ do cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$.

Posteriormente, para cada cenário *real-time* $\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W,k,h}$, realiza-se o despacho em tempo real, com as quantidades de geração renovável efetivamente observadas, e não mais as previstas. Além disso, fixam-se as decisões de acionamento térmico tomadas na programação do despacho, no cenário *day-ahead* respectivo ($\hat{\omega}_{k,h}$). Isto é, resolve-se novamente um problema bastante similar ao que foi apresentado para a programação do dia anterior, com algumas pequenas modificações, descritas a seguir:

- (i) Substituem-se as variáveis de decisão $g_{i,t,kh}$, $p_{b,t,kh}$, $s_{b,t,kh}$, $f_{l,t,kh}$, $\theta_{b,t,kh}$, $v_{i,t,kh}$, $y_{i,t,kh}$ e $z_{i,t,kh}$ por $g_{i,t,wkh}$, $p_{b,t,wkh}$, $s_{b,t,wkh}$, $f_{l,t,wkh}$, $\theta_{b,t,wkh}$, $v_{i,t,wkh}$, $y_{i,t,wkh}$ e $z_{i,t,wkh}$, respectivamente;
- (ii) Faz-se $\bar{G}_{wkh} = (g_{i,t,wkh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{P}_{wkh} = (p_{b,t,wkh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{S}_{wkh} = (s_{b,t,wkh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{F}_{wkh} = (f_{l,t,wkh})_{\forall l \in \Omega_L, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{\Theta}_{wkh} = (\theta_{b,t,wkh})_{\forall b \in \Omega_B, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{V}_{wkh} = (v_{i,t,wkh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$, $\bar{Y}_{wkh} = (y_{i,t,wkh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$ e $\bar{Z}_{wkh} = (z_{i,t,wkh})_{\forall i \in \Omega_G, \forall t \in \Omega_T}$;
- (iii) Faz-se $\Psi_{wkh} = (\bar{G}_{wkh}, \bar{P}_{wkh}, \bar{S}_{wkh})$, $\Phi_{wkh} = (\bar{F}_{wkh}, \bar{\Theta}_{wkh})$ e $\Pi_{wkh} = (\bar{V}_{wkh}, \bar{Y}_{wkh}, \bar{Z}_{wkh})$;
- (iv) Substitui-se $\Psi_{kh} \geq 0$, $\Phi_{kh} \in \mathbb{R}$ e $\Pi_{kh} \in \{0,1\}$ por $\Psi_{wkh} \geq 0$, $\Phi_{wkh} \in \mathbb{R}$ e $\Pi_{wkh} \in \mathbb{R}$, respectivamente;
- (v) Adiciona-se a restrição $\Pi_{wkh} = \Pi_{kh}$;
- (vi) Substitui-se o parâmetro $\hat{\xi}_{j,t,kh}$ por $\xi_{j,t,wkh}$, que é a geração efetivamente observada da usina renovável j na hora t do cenário *real-time* $\omega_{w,k,h}$.

Como este novo problema já é linear, pode-se obter, além dos valores das variáveis de decisão primais, os custos marginais de demanda de cada barra b em cada hora t do cenário *real-time* $\omega_{w,k,h}$, através das variáveis duais das equações de balanço. Estes são os preços aos quais as transações do deste cenário serão liquidadas ($\pi_{b,t,wkh}$), caso haja liquidação *real-time*.

3.3 O modelo para criação dos cenários renováveis

Como *inputs* essenciais para os modelos de otimização descritos na Seção 3.2, é necessário definir os dados horários de previsão *day-ahead* da geração de cada usina renovável j para cada um dos cenários $\hat{\omega}_{k,h} \in \Omega_{K,h}$ (ou seja, os parâmetros $\hat{\xi}_{j,t,kh}$ em função da *season* $h \in \Omega_H$). Além disso, para cada cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$, deve-se calcular valores de “choques” entre a geração prevista e a efetivamente observada ($\xi_{j,t,wkh}$), para emular os erros de previsão em cada um dos cenários *real-time* $\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W,k,h}$.

Para isso, foram utilizados dados históricos de geração de usinas reais, para representar cada usina renovável j , com 38 anos de histórico em resolução horária⁴. Embora existam bases de

⁴ Os dados históricos das usinas renováveis foram obtidos a partir do *software* comercial *Time Series Lab* (TSL), desenvolvido pela PSR. O modelo faz uso de dados climatológicos de uma base de dados de reanálise global da NASA, chamada MERRA-2, para reconstruir o histórico de geração das usinas.

dados de alta qualidade que permitem fazer este tipo de levantamento e reanálise do histórico, não é possível aplicar diretamente o histórico em si nas análises deste trabalho. Como há a necessidade de criação de diversos cenários de previsão para cada *season* e, ainda, de diversos cenários de desvios entre os valores previstos e os dados reais para cada uma das previsões, deve-se de alguma forma buscar, através dos históricos, determinar uma distribuição de probabilidades para os valores que representariam as previsões *day-ahead* e, conseqüentemente, dos erros de previsão também (visto que se sabe a distribuição dos dados reais). O que se deseja é uma representação de acordo com a equação (11), em que a geração da renovável j no cenário em tempo real $\omega_{w,k,h}$ é dada pela soma de uma componente correspondente à geração esperada no *day-ahead* $\hat{\xi}_j$ (que, por sua vez, depende das condições observadas no dia anterior) e uma componente correspondente ao desvio de previsão η_j . O procedimento descrito nas próximas subseções, desenvolvido usando a linguagem de programação R, tem por objetivo a construção da distribuição de probabilidades de $\hat{\xi}_j$ e η_j a partir dos dados históricos.

$$\xi_j(\omega_{w,k,h}) = \hat{\xi}_j(\hat{\omega}_{k,h}) + \eta_j(\omega_{w,k,h}) \quad (11)$$

Nota-se que a representação da equação (11) é bastante generalizada, e que pode ser aplicada independentemente das metodologias estatísticas utilizadas para se construir a distribuição de probabilidades de $\hat{\xi}_j$ e η_j . Em trabalhos futuros, o *framework* apresentado até aqui poderia facilmente receber a representação de cenários desenvolvidos a partir de técnicas estatísticas mais sofisticadas – envolvendo apenas uma alteração nos dados de entrada do modelo de otimização desenvolvido para avaliar os impactos financeiros do mecanismo de liquidação sob estas distribuições alternativas.

3.3.1 Divisão em *seasons*

Primeiramente, seccionou-se o histórico em 4 *seasons* trimestrais, seguindo a ordem cronológica dos meses do ano, de forma que os fatores sazonais que afetam a geração renovável sejam semelhantes dentro de cada período. Esta subdivisão visa capturar diferenças no comportamento estatístico da geração renovável entre uma estação do ano e outra. Estas variações são exemplificadas na Figura 10, que mostra o comportamento histórico do perfil diário de geração de uma usina solar em cada trimestre, ao longo dos 38 anos de medição. Como ilustrado, as divergências entre cada período se dão não apenas no nível médio – notavelmente superior no segundo trimestre, por exemplo – mas também na amplitude dos valores assumidos, representada no gráfico pelos percentis. Além disso, destaca-se que o problema pode facilmente

acomodar um número maior de *seasons* (por exemplo, mensais), caso se deseje maior grau de detalhamento, de modo a melhorar a granularidade da representação.

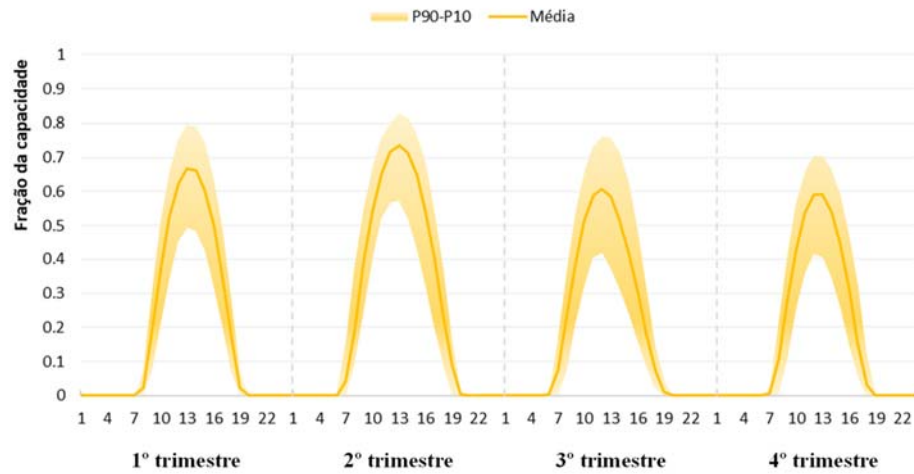


Figura 10: Perfil diário histórico da geração solar por trimestre

3.3.2 Regressão diária

Em seguida, calculou-se um comportamento diário típico da geração de j dentro de cada *season* h , incorporando também uma certa variação intra-*season* com o passar dos dias. Isto foi feito através de um *fitting* quadrático dos dados históricos de geração diária (média das 24 horas de cada dia), seguindo o modelo mostrado em (12). Esta regressão tem por objetivo incorporar o fato de que, mesmo dentro de uma mesma *season* (em que admite-se que o comportamento estatístico da produção renovável é o mesmo), pode haver alguma tendência temporal que precisa ser capturada para que se obtenha um valor característico da geração da usina ao longo da *season* – que será um dos parâmetros no qual se basearão as previsões *day-ahead*. Por exemplo, ao longo da primavera, à medida que o verão se aproxima, é de se esperar que a produção solar aumente gradualmente – o que seria capturado por esta etapa do modelo.

$$\mu_{j,d_h,y} = \alpha \cdot d^2 + \beta \cdot d + c + \varepsilon_{j,d_h,y} \quad (12)$$

Onde:

$\mu_{j,d_h,y}$ é a geração da usina j no dia d_h da *season* h no ano y (média dos 24 dados horários);

d : representa o número sequencial do dia d_h na *season* h (entre 1 e 90, por exemplo, no caso do primeiro trimestre do ano);

α, β, c são os parâmetros a serem estimados;

$\varepsilon_{j,d_h,y}$ é o resíduo da regressão.

É interessante notar que, enquanto o valor estimado pelo modelo $\hat{\mu}_{j,d_h}$ é o mesmo para todos os anos y do histórico (pois a única variável explicativa, para determinada usina j e *season* h , é o dia), o erro de previsão $\hat{\varepsilon}_{j,d_h,y}$ varia entre os anos y . Com isso, $\hat{\mu}_{j,d_h}$ representa um comportamento médio da geração da usina j no dia d_h , enquanto $\hat{\varepsilon}_{j,d_h,y}$ indica o desvio do valor observado em determinado ano y com relação a esta média.

3.3.3 Regressões horárias

Numa etapa seguinte, busca-se emular o que seria a previsão *day-ahead* para determinada hora t de determinado dia d_h da *season* h . Para tal, considerou-se que esta depende essencialmente do comportamento típico do dia ($\hat{\mu}_{j,d_h}$) e do desvio com relação à média observado no dia anterior ($\hat{\varepsilon}_{j,(d_h-1),y}$), que é a informação mais recente que se possui, guiando as expectativas para o desvio no dia seguinte também. Assim, realizou-se, para cada *season* h , 24 novas regressões (1 para cada hora do dia), tendo como variáveis explicativas os dois parâmetros mencionados, de acordo com a expressão a seguir.

$$X_{j,t,d_h,y} = A \cdot \hat{\mu}_{j,d_h} + B \cdot \hat{\varepsilon}_{j,(d_h-1),y} + \delta_{j,t,d_h,y} \quad (13)$$

Onde:

$X_{j,t,d_h,y}$ é a geração histórica da usina renovável j na hora t do dia d_h da *season* h no ano y ;

A, B são os parâmetros a serem estimados;

$\delta_{j,t,d_h,y}$ é o resíduo da regressão.

3.3.4 Distribuição dos dados de previsão *day-ahead*

Um dos principais produtos das regressões horárias apresentadas na Seção 3.3.3 é o valor estimado pelo modelo ($\hat{X}_{j,t,d_h,y}$), que pode ser interpretado como a previsão *day-ahead* para a hora t do dia d_h no ano y (ou seja, feita no dia $d_h - 1$ do mesmo ano). Mais do que isso, a regressão fornece uma distribuição para estes valores dentro de uma determinada *season* h , que pode ser construída a partir dos valores previstos para cada dia da *season* ao longo de todos os 38 anos de histórico – reiterando mais uma vez que assume-se comportamento estatístico semelhante entre dias de uma mesma *season*.

Desta forma, a Figura 11 mostra, para cada *season*, a distribuição dos valores de previsão *day-ahead* da geração de uma usina solar e uma eólica, representando os valores médios e percentis ao longo do perfil diário. Nota-se que, assim como no histórico, há variações relevantes nas características dos cenários de uma *season* para a outra. No caso da solar, por

exemplo, novamente observa-se um nível médio superior na *season 2* em comparação com as demais. Já no caso da eólica, percebe-se, inclusive, diferenças no perfil, o que fica evidente ao comparar as *seasons 3 e 4*, que estão lado a lado na Figura – enquanto a última permanece relativamente *flat* ao longo do dia, a primeira apresenta fortes oscilações, crescendo gradualmente ao longo do dia e caindo durante a madrugada. Nota-se que, na maioria das *seasons*, a dispersão das previsões de geração eólica é significativamente mais baixa nas últimas horas do dia, o que ocorre devido ao fato de que a variável explicativa associada ao desvio do dia anterior com relação à média ($\hat{\epsilon}_{j,(d_h-1),y}$) torna-se menos representativa para a previsão da produção do dia seguinte, aproximando os cenários do comportamento médio.

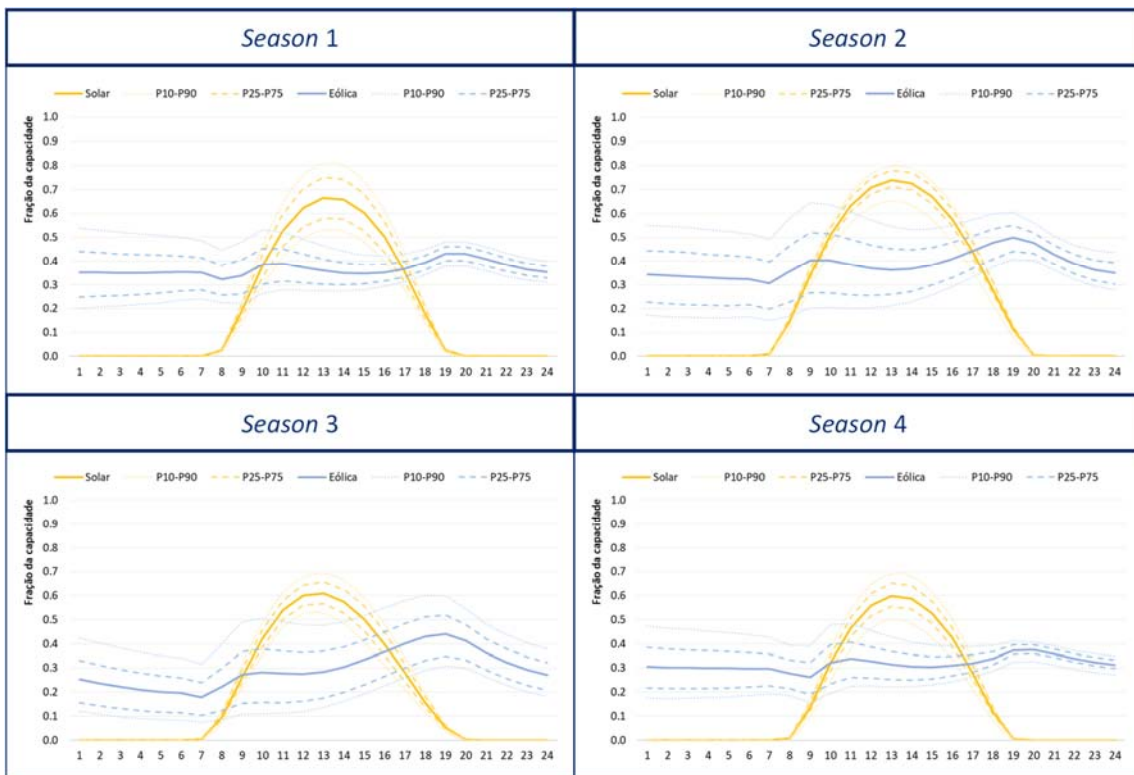


Figura 11: Distribuição das previsões *day-ahead* solares e eólicas

3.3.5 Distribuição dos erros de previsão *day-ahead*

Além dos valores estimados $\hat{X}_{j,t,d_h,y}$, as regressões horárias também possuem como resultado os resíduos $\delta_{j,t,d_h,y}$, que seriam os próprios erros de previsão *day-ahead* para a hora t do dia d_h no ano y (visto que são definidos como a diferença entre o valor de geração real $X_{j,t,d_h,y}$ e a previsão *ex-ante* $\hat{X}_{j,t,d_h,y}$). De forma análoga ao caso das previsões, pode-se construir a partir destes valores (dados de todos os dias da *season* ao longo dos 38 anos de histórico) uma distribuição para os erros de previsão *day-ahead* dentro de uma determinada

season h . A Figura 12 ilustra graficamente a distribuição obtida a partir destes resíduos, novamente através da média e a dispersão (percentis). Percebe-se que, embora a média esteja, em geral, muito próxima de zero (ou seja, na média, as previsões não são enviesadas), há uma grande amplitude entre os valores possíveis – o que é, novamente, bem mais acentuado no caso da eólica, pelo fato de a geração solar possuir perfil bastante característico. Além disso, naturalmente, os erros de previsão para a usina solar se concentram todos no meio do dia, visto que, antes do nascer ou depois do pôr do sol a produção solar é igual a zero sem nenhuma incerteza.

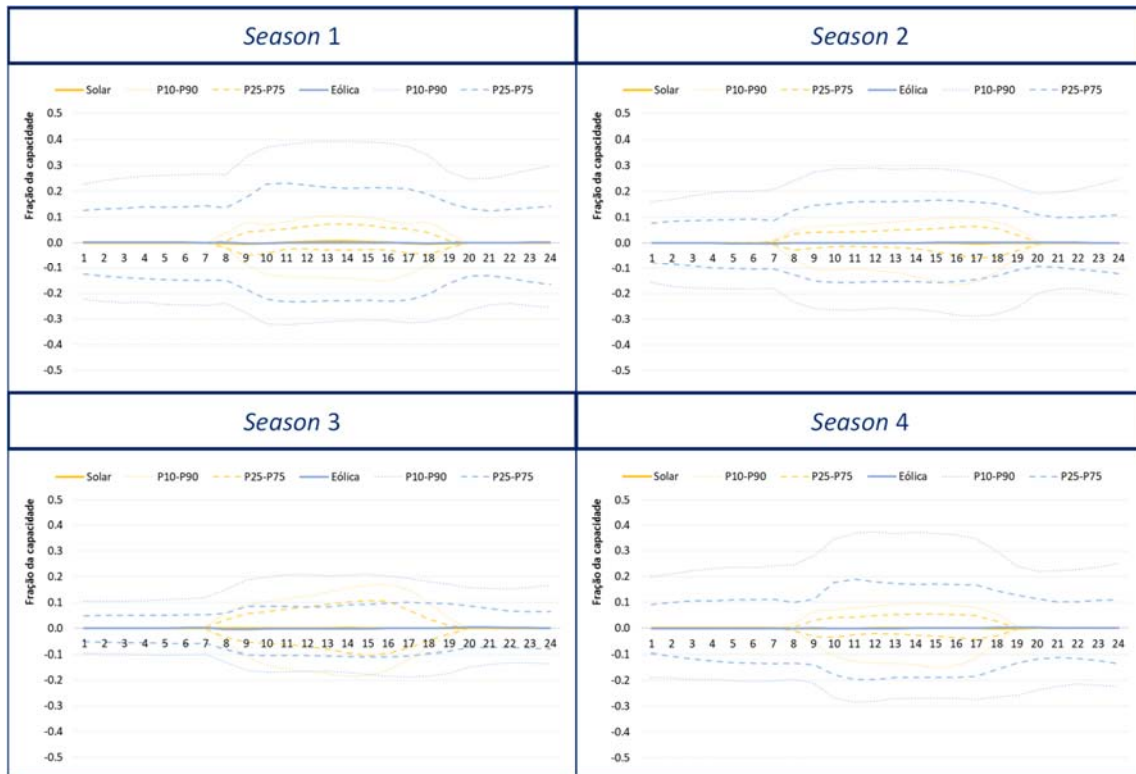


Figura 12: Distribuição dos erros de previsão *day-ahead* para solar e eólica

3.4 Características do sistema exemplo

Com relação à caracterização física do sistema modelado, este é composto por 4 barras, 4 linhas de transmissão, 5 geradores termelétricos (3 deles com restrições de *unit commitment*) e 2 centrais renováveis intermitentes – 1 solar e 1 eólica. A Figura 13 apresenta uma representação esquemática da topologia do sistema modelado, incluindo a distribuição média da demanda entre as barras, as capacidades instaladas de cada gerador e os limites de fluxos das linhas.

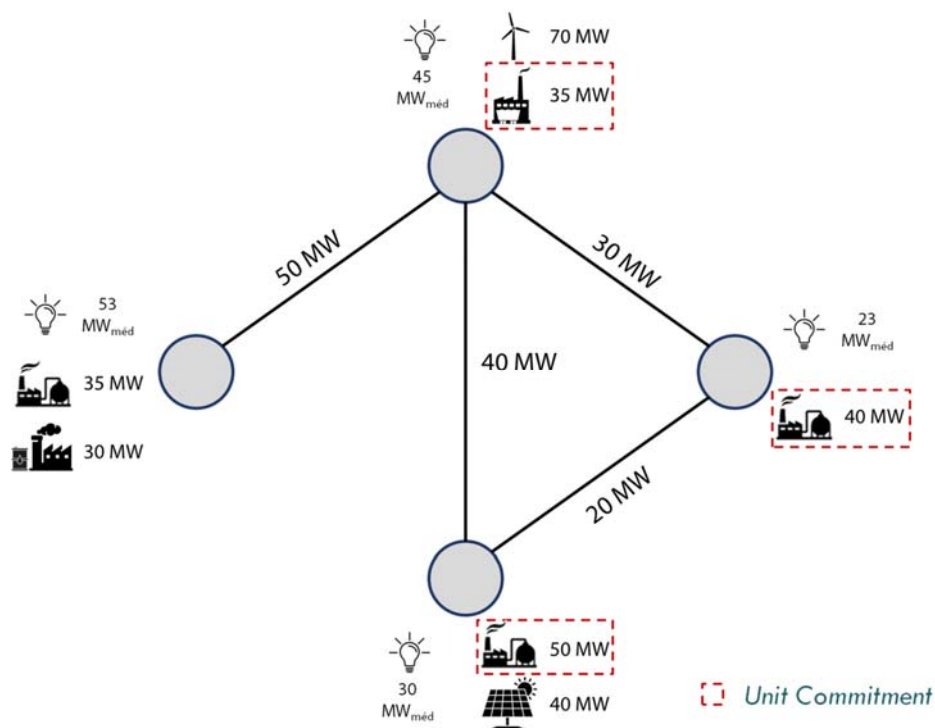


Figura 13: Representação esquemática da topologia do sistema

Observa-se que a demanda está concentrada majoritariamente nas barras ao norte e ao ocidente, com esta última sendo o ponto de conexão das usinas térmicas flexíveis do sistema. Estas centrais, uma que utiliza óleo combustível e outra movida a gás natural ciclo aberto (CA)⁵, são caracterizadas como usinas *peakers*, ou seja, são mais caras e acabam por ser acionadas com menos frequência, sendo, porém, necessárias em momentos de demanda de ponta. As demais termelétricas, duas a gás ciclo combinado (CC)⁵ e uma a carvão, embora sejam menos custosas, possuem inflexibilidades que podem limitar a sua operação. Além disso, o acionamento das mesmas implica em custos de *start-up*, da ordem de milhares de dólares. A Tabela 1 mostra as características das centrais termelétricas do sistema.

	Carvão	Gás CC 1	Gás CC 2	Gás CA	Óleo
Barra	Norte	Sul	Oriental	Ocidental	Ocidental
Custo variável (USD/MWh)	40.5	21.8	30.5	46	90.5
Custo de <i>start-up</i> (USD)	2000	3000	3000	-	-
Potência instalada (MW)	35	50	40	35	30

⁵ Usinas com turbinas de gás natural ciclo aberto (OCGT, *Open Cycle Gas Turbine*) consistem em uma única turbina movida a gás natural, geralmente utilizadas em momentos de demanda mais alta. Já as tecnologias de ciclo combinado (CCGT, *Combined Cycle Gas Turbine*) possuem, além da turbina a gás, sistemas de recuperação de calor, que utilizam o vapor obtido da combustão para gerar energia adicional. Estas últimas são mais custosas, porém mais eficientes, tendo um despacho mais frequente.

Geração mínima (MW)	20	25	20	-	-
Mínimo uptime (horas)	3	-	-	-	-
Mínimo downtime (horas)	3	-	-	-	-

Tabela 1: Características das centrais termelétricas do sistema

As usinas do parque gerador – as termelétricas listadas acima e as duas centrais renováveis, cujas gerações (e previsões) seguirão as distribuições obtidos de acordo com a metodologia apresentada na Seção 3.3 – serão responsáveis por produzir a energia necessária para satisfazer uma demanda média de 151 MW, distribuídos como mostrado na Figura 13. A demanda máxima na hora de ponta equivale a 178 MW, o que, desconsiderando a capacidade de geração intermitente, resulta numa margem de reserva (capacidade de geração excedente à demanda máxima) de 7% – ainda que, por conta de alguns fatores (como, por exemplo, restrições de transmissão ou decisões de UC termelétrico), a margem em algumas barras possa ser inferior a esse valor na prática. Com relação ao perfil da carga, o sistema possui pico de consumo no início da noite, independente da estação do ano. O nível do consumo, porém, pode variar entre as *seasons*, como ilustra a Figura 14.

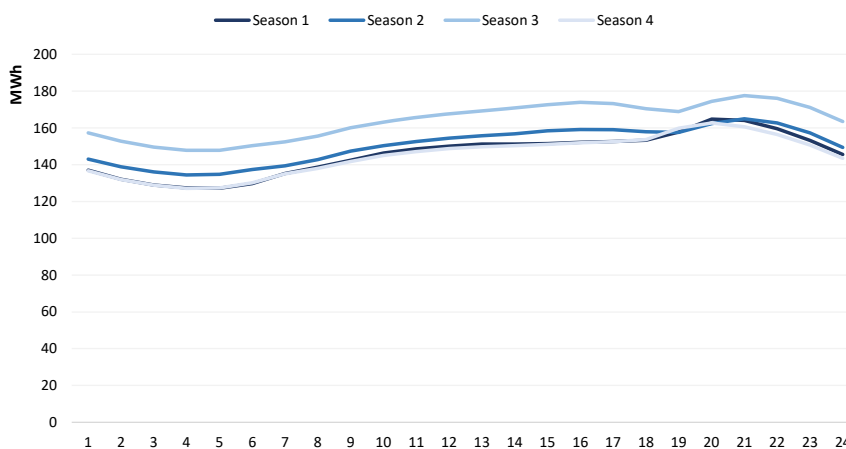


Figura 14: Perfil diário da demanda do sistema por *season*

3.5 Paradigma comercial do mercado

Cabe destacar também algumas características comerciais do mercado de curto-prazo modelado, além do tipo de liquidação (serão analisados diferentes esquemas de liquidação, como introduzido nas Seções 2.5.1 e 2.5.3. Com isto, espera-se obter uma análise robusta das consequências financeiras de diferentes implementações de mecanismos de liquidação sobre os geradores renováveis.

No que diz respeito à resolução espacial dos preços, haverá um preço para cada uma das 4 barras do sistema. Estes valores serão resultantes de um despacho nodal (vide Seção 2.4.2), que levará em consideração que o fluxo de potência ativa em cada linha de transmissão dependerá essencialmente da sua reatância (parâmetro técnico definido como igual a 0.8 para todas as 4 linhas) e de decisões operativas nas barras de origem e de destino (representação conhecida como fluxo DC linearizado). Em termos de resolução temporal, o equilíbrio oferta-demanda deverá ser garantido para cada uma das 24 horas do dia (ou do dia seguinte, no caso da programação *day-ahead*), o que resultará em preços também horários. Finalmente, como introduzido na seção 2.4.1 considera-se também que os agentes não possuem qualquer liberdade para submeter ofertas no mercado *spot*, de modo que trata-se de um mercado por custos auditados, utilizando os valores da Tabela 1 para as térmicas e custos de produção nulos para as renováveis.

4. Resultados

4.1 Preços de equilíbrio do mercado

Com o modelo de otimização do despacho implementado, as premissas do sistema exemplo definidas e tendo a distribuição de probabilidades das previsões *day-ahead* e dos erros de previsão em cada *season* (para a solar e para a eólica), é possível simular a operação do sistema para diversos cenários de programação *ex-ante* e de materialização *real-time*. Neste estudo, foram simulados, para cada *season* $h \in \Omega_H$, 38 cenários de programação *day-ahead* ($\hat{\omega}_{k,h} \in \Omega_{K=38,h}$) e, para cada cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$, 38 cenários de operação *real-time* ($\omega_{w,k,h} \in \Omega_{W=38,k,h}$). Isto é, no total, o despacho (ou sua programação) foi otimizado para $4 \cdot 38 \cdot (1 + 38) = 5.928$ configurações diferentes. Os valores de previsão *day-ahead* de geração de cada usina j ($\hat{\xi}_{j,t,kh}$) foram obtidos das distribuições da Figura 11. Analogamente, os dados de erros de previsão utilizados para construir os perfis de geração real de cada usina j *inputados* em cada cenário *real-time* ($\xi_{j,t,kh}$) – que, como indicado na equação (11), são definidos como a soma da previsão utilizada no respectivo cenário *day-ahead* com esses desvios – foram extraídos das distribuições da Figura 12. Destaca-se que, com uma quantidade suficientemente grande de cenários, não é de se esperar que a escolha dos valores a serem aplicados tenha grande influência nos resultados, visto que vêm das mesmas distribuições construídas na Seção 3.3.

Após a construção dos cenários, executou-se o modelo de otimização do despacho, para obtenção dos resultados físicos e econômicos a serem avaliados sob diferentes premissas de liquidação. Porém, antes de analisar, de fato, os resultados financeiros para as usinas, um *output* válido de ser observado (que vem diretamente do modelo e independe do tipo de liquidação) é o de custo marginal de demanda (também conhecido como CMO, custo marginal de operação), que, como já discutido, é o preço ao qual a geração é liquidada. Particularmente, é interessante que faça distinção entre os preços obtidos durante a programação *ex-ante* do despacho (que, no caso da liquidação dupla, é o chamado DAM, ou *day-ahead market*) e os preços da operação em tempo real (o RTM, *real-time market*). A Figura 15 ilustra o perfil diário do CMO do sistema no mercado *day-ahead*, mostrando os valores médios e dispersões, exemplificadas por percentis 10 e 90 e por valores máximos e mínimos. Vale destacar que os preços são, na verdade, por barra, e que os valores de preços sistêmicos calculados são uma ponderação dos preços de cada barra pela sua demanda. Isto é, em cada hora de cada cenário *day-ahead* $\hat{\omega}_{k,h}$, calculou-se:

$$\pi_{t,kh} = \frac{\sum_{b \in \Omega_B} \pi_{b,t,kh} \cdot D_{b,t,h}}{\sum_{b \in \Omega_B} D_{b,t,h}} \quad (14)$$

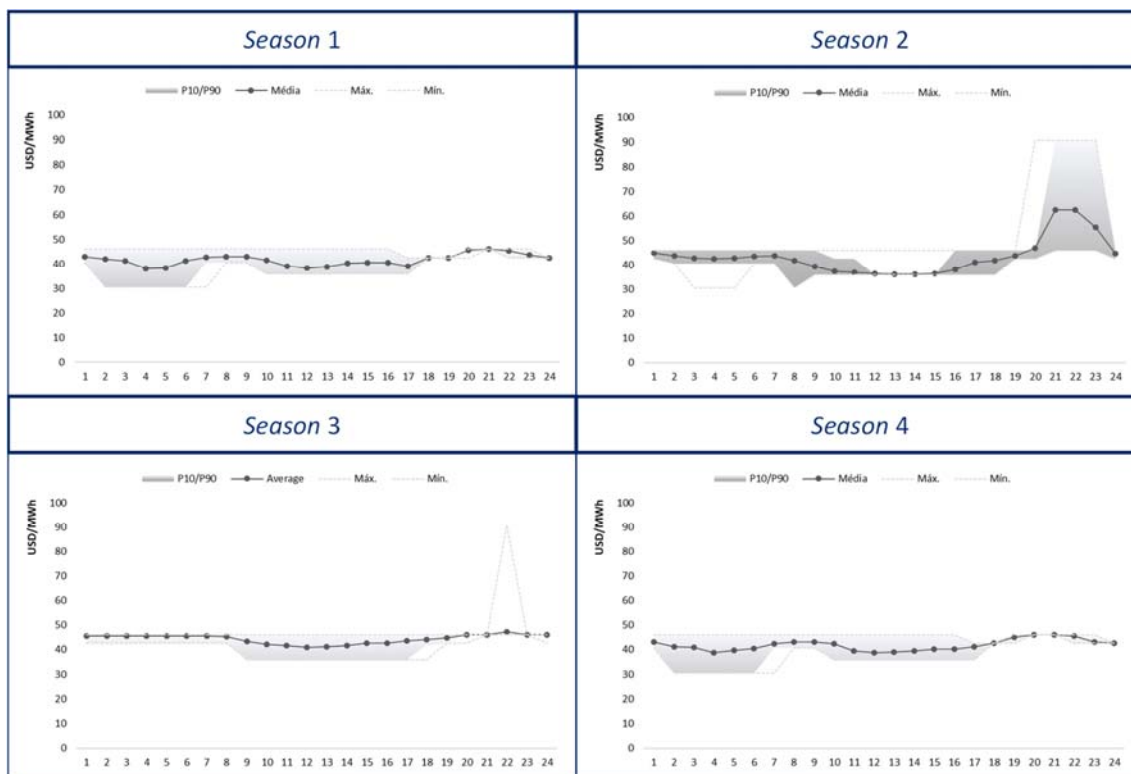


Figura 15: Dispersão dos custos marginais de demanda dos cenários *day-ahead*

Os preços do DAM neste trabalho são influenciados essencialmente pela demanda (que, como mencionado, é mantida constante entre os diversos cenários de uma mesma *season*) e pela disponibilidade de recursos renováveis. As *seasons* 2 e 3 são, como mostrado na Figura 14, as que possuem os maiores níveis de demanda, motivo pelo qual atingem valores máximos de preços que não são observados nas demais. Observa-se que estes *spikes* ocorrem justamente no início da noite, coincidindo com o pico diário da demanda e com a ausência de geração solar.

Ainda, comparando especificamente as próprias *seasons* 2 e 3, chama atenção o fato de que, mesmo com a demanda sendo notadamente maior na *season* 3, os cenários de preços extremos ocorrem com maior frequência na *season* 2 (inclusive, elevando o preço médio em muitas horas). Este fato é ainda mais curioso quando se observa que a distribuição dos cenários de previsão de geração *day-ahead*, mostrada na Figura 11, apresenta níveis mais altos na *season* 2 do que na 3, aumentando a diferença entre as demandas líquidas (demanda descontada da geração renovável) e tornando o balanço oferta-demanda na *season* 3 ainda mais ajustado. Porém, a explicação para este acontecimento está nas decisões de acionamento de termelétricas UC. Na *season* 3, na qual a demanda é maior e a geração renovável é menor, é inevitável que haja acionamento de *todas* as 3 usinas UC em *todos* os 38 cenários de programação do despacho para que a demanda seja atendida. Porém, na *season* 2, o balanço menos apertado permite que

o operador evite o pagamento dos custos de *start-up* da usina a carvão em 14 dos 38 cenários. Porém, ao fazê-lo (de modo a minimizar os *custos totais*), torna-se necessário o despacho da *peaker* a óleo nestes cenários para satisfazer a demanda de pico do dia (quando não há tempo hábil para despachar as usinas mais inflexíveis), elevando, assim, os preços nesses momentos.

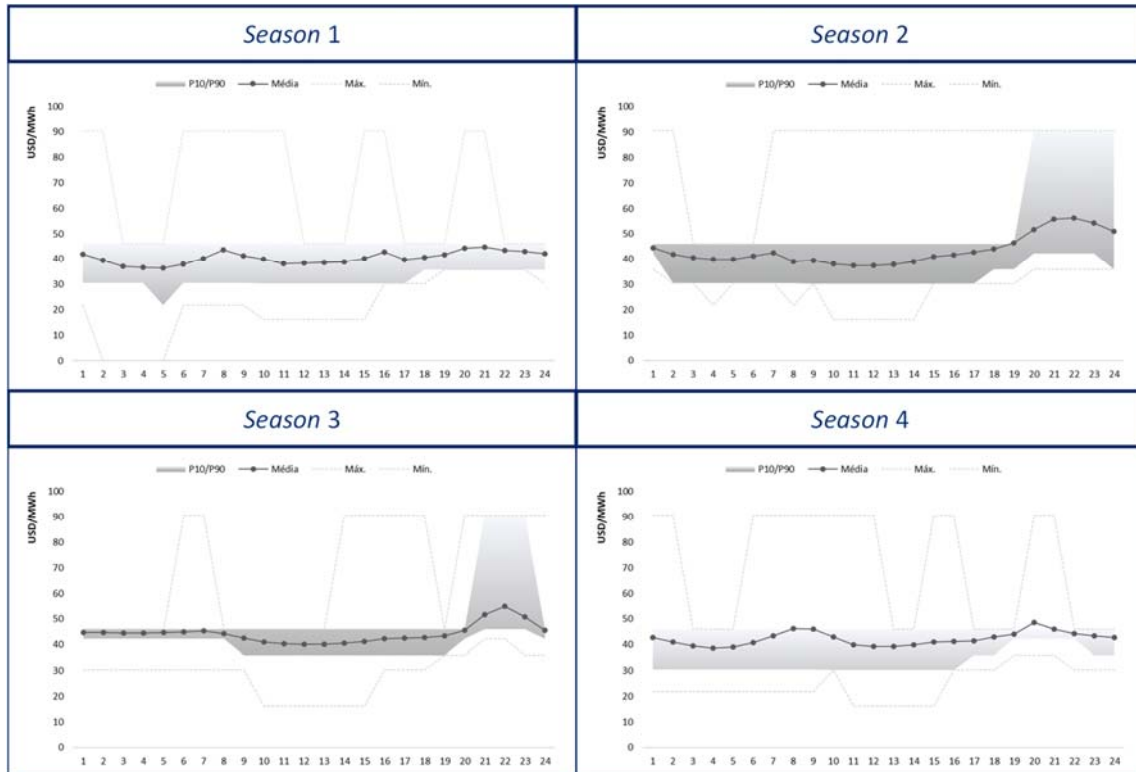


Figura 16: Dispersão dos custos marginais de demanda dos cenários *real-time*

Voltando as análises para os preços do RTM, ilustrados na Figura 16, nota-se que estes possuem uma dispersão consideravelmente maior que os preços do mercado *day-ahead*, o que é consequência principalmente da maior dispersão dos cenários renováveis (que são construídos a partir da soma da previsão *day-ahead* com o erro, resultando numa distribuição com maior variabilidade que ambas as componentes individualmente). Nesse sentido, alguns destaques são: (i) há mais cenários com preços mais elevados em todas as *seasons*, inclusive no P90 da *season 3* em algumas horas (e não mais no valor máximo apenas, ocorria no DAM); (ii) o não-acionamento da usina a carvão em alguns cenários de programação do despacho na *season 2* (decisão que não possui flexibilidade para ser alterada no *real-time*) tem consequências visíveis, com o preço máximo se mantendo alto ao longo de grande parte do dia; e (iii) a ocorrência de preços nulos na *season 1*, indicando que há vertimento de geração renovável em alguns cenários (consequência do acionamento de usinas térmicas durante a programação, cuja geração mínima mais a produção renovável já seriam suficientes para atender à demanda nesses casos).

4.2 Estatísticas de variabilidade dos preços e quantidades

Um aspecto interessante de se avaliar é a *variabilidade* dos preços e quantidades. Visto que a principal variável de interesse é a receita (produto entre ambos), é interessante observar em que medida a incerteza nos fluxos financeiros pode ser atribuída à volatilidade da produção da usina ou dos preços *spot*. A Tabela 2 mostra um comparativo da variabilidade da demanda líquida do sistema (demanda descontada da geração renovável) e dos preços médios, calculados pela equação (14), medida através dos desvios-padrões destas variáveis divididos pelas suas respectivas médias. Este índice foi calculado para dois conjuntos de dados: (i) somente cenários *day-ahead* e (ii) somente os cenários *real-time* associados a um dado cenário *day-ahead* (e, posteriormente, tirando a média dos valores obtidos para cada cenário *day-ahead*).

σ/μ	Season 1		Season 2		Season 3		Season 4	
	Dem. Líq.	Preço _{méd}	Dem. Líq.	Preço _{méd}	Dem. Líq.	Preço _{méd}	Dem. Líq.	Preço _{méd}
DAM	0.115	0.112	0.131	0.247	0.093	0.076	0.107	0.107
RTM DAM (média)	0.176	0.201	0.159	0.225	0.107	0.164	0.157	0.191

Tabela 2: Tabela de variabilidade da demanda líquida e do preço médio

Através desta tabela, percebe-se que, de modo geral, eventuais variações na demanda líquida (isto é, na geração renovável, visto que a demanda é mantida constante dentro de cada *season*) provoca efeitos ainda mais amplificados nos preços, mostrado pela variabilidade maior dos preços médios do que na demanda líquida em muitos dos casos (particularmente, nos cenários *real-time*). Isto se deve à não-linearidade da curva de ordem de mérito, como mostrado na Figura 3. Isto é, variações na disponibilidade de oferta possuem efeitos não lineares nos preços – em particular, reduções moderadas podem vir a causar incrementos significativos nos custos marginais, visto que a curva dos custos unitários das usinas cresce rapidamente conforme despacham-se centrais mais custosas. No sistema simulado neste trabalho, isto é representado pelo despacho da usina a óleo, com custo muito superior às demais. Até por conta disso, nota-se que os cenários *day-ahead* são exceção a este padrão, com o σ/μ dos preços permanecendo bem próximo do da demanda líquida – visto que dificilmente há a necessidade de despachar a usina mais cara nestes casos, como mostrado na Figura 15. Isto só acontece com maior frequência na *season 2* – justamente a que apresenta variabilidade de preços bem superior à variabilidade da demanda líquida.

Para descrever as estatísticas de receita dos agentes, entretanto, além de estudar os desvios-padrões das variáveis isoladas, é necessário também levar em consideração a interdependência

entre elas, que pode ser mensurada por meio do coeficiente de correlação entre essas duas variáveis (preço e geração). O cálculo do índice de correlação é feito como indicado em (15) e os resultados para diversas combinações de preço e quantidade (associadas aos diferentes tipos de liquidação considerados) são mostrados na Tabela 3.

$$\rho_{x,y} = \frac{COV_{x,y}}{\sigma_x \cdot \sigma_y} = \frac{E[(x - E[x]) \cdot (y - E[y])]}{\sqrt{E[(x - E[x])^2] \cdot E[(y - E[y])^2]}} \quad (15)$$

$\rho_{Geração.Preço}$		Season 1		Season 2		Season 3		Season 4	
Geração	Preço	Solar	Eólica	Solar	Eólica	Solar	Eólica	Solar	Eólica
RTM	RTM	-0.218	-0.649	-0.350	-0.390	-0.425	-0.566	-0.251	-0.612
RTM	DAM	-0.424	0.176	-0.564	0.068	-0.558	-0.380	-0.454	0.128
RTM-DAM	RTM	-0.116	-0.751	0.039	-0.564	-0.192	-0.502	-0.108	-0.708

Tabela 3: Tabela de correlações entre geração e preço

É de se esperar que haja uma correlação negativa entre a geração das renováveis e os preços – principalmente no caso da eólica, cujo nível de operação influi diretamente no equilíbrio oferta-demanda nos momentos de demanda de pico, podendo levar ao despacho de usinas mais caras num eventual cenário de geração mais modesta (e não podendo ser “compensado” por um aumento na geração solar, por exemplo, visto que este período ocorre na parte da noite). De fato, como observado na Tabela, esta correspondência é válida quando se consideram tanto os preços quanto as quantidades do mercado *real-time* (correlação sempre negativa, satisfazendo as expectativas). Porém, numa liquidação única estilo “*DAM only*”, na qual forma-se preços com base em previsões *ex-ante* e liquidam-se as quantidades efetivamente geradas no *real-time*, isto pode não ocorrer, posto que abre-se brecha para que as usinas, em cenários de *subestimação* de geração no dia anterior, liquidem quantidades elevadas a preços também elevados – principalmente a eólica, que gera nos momentos de balanço oferta-demanda mais apertado. Por conta disso, na segunda linha da Tabela, na qual consideram-se preços do RTM e quantidades do DAM observam-se valores positivos em 3 das 4 *seasons* no caso da eólica, o que é em grande parte fruto deste desacoplamento entre as quantidades utilizadas para formar preços e as quantidades liquidadas. A única *season* que apresenta correlação negativa (*season 3*) possui um coeficiente de correlação menos negativo que os outros apresentados na mesma tabela – o que terá consequências para as liquidações financeiras nesta *season*, como será visto mais adiante.

Por fim, com relação à liquidação múltipla, as correlações apresentadas na última linha da tabela comparam as quantidades liquidadas no RTM (erros de previsão) com seus preços. A

elevada incidência de valores negativos é mais um exemplo dos incentivos que este esquema produz para previsões o mais acuradas possíveis, indicando que eventuais sobrestimações serão liquidadas a preços mais altos e diferenças decorrentes de subestimações, a preços mais baixos.

4.3 Liquidações financeiras

Com relação aos resultados financeiros para os agentes, uma métrica natural de ser analisada é a receita que cada usina obtém em cada cenário de operação diária, considerando os diferentes tipos de liquidação. As análises deste Capítulo serão concentradas nas usinas renováveis, que possuem uma maior variabilidade nos valores de geração assumidos e, conseqüentemente, nas receitas. Serão avaliados três modelos comerciais:

- No caso de **liquidação única somente no RTM**, as receitas diárias em determinado cenário $\omega_{w,k,h}$ para uma usina j são calculadas utilizando preços (na barra b_j na qual a usina está conectada) e gerações horárias do próprio RTM, como definido abaixo.

$$R_{j,wkh}^{(RTM)} = \sum_{t \in \Omega_T} \pi_{b_j,t,wkh} \cdot \xi_{j,t,wkh} \quad (16)$$

- Já no modelo de **liquidação única “DAM only”**, as quantidades liquidadas são as mesmas (geração real). Porém, a formação de preços é feita *ex-ante*, na programação *day-ahead*, com a receita sendo calculada pela fórmula a seguir.

$$R_{j,wkh}^{(DAM)} = \sum_{t \in \Omega_T} \pi_{b_j,t,kh} \cdot \xi_{j,t,wkh} \quad (17)$$

- Por fim, no caso de **liquidação dupla**, o cálculo é feito como indicado na equação (18). Como mostrado, há, num primeiro momento, uma liquidação *ex-ante*, com preços e quantidades obtidos a partir da programação *day-ahead*. Posteriormente, ao preço do mercado *real-time*, são liquidadas as diferenças entre a geração efetivamente observada e a geração que havia sido prevista (vendida) no DAM.

$$R_{j,wkh}^{(Multi)} = \sum_{t \in \Omega_T} \pi_{b_j,t,kh} \cdot \hat{\xi}_{j,t,kh} + \pi_{b_j,t,wkh} \cdot (\xi_{j,t,wkh} - \hat{\xi}_{j,t,kh}) \quad (18)$$

A Figura 17 traz uma representação gráfica das receitas diárias das usinas solar e eólica em cada uma das *seasons*, considerando os diferentes tipos de liquidação comentados (nota-se que os eixos das duas tecnologias estão em diferentes escalas, para facilitar a visualização). Na Figura, ilustra-se a dispersão destes montantes nos cenários de operação simulados, por meio de mediana, quartis e percentis, além do valor médio e da medida de risco conhecida como $CVaR_{95\%}$. O $CVaR_{\alpha}$ (*Conditional Value at Risk*) (ROCKAFELLAR e URYASEV, 2001) representa uma média dos cenários mais extremos que o percentil $(1 - \alpha)$ (o percentil é

também conhecido como VaR, *Value at Risk*) e é amplamente utilizado por ser capaz de capturar os riscos associados aos piores cenários da distribuição mesmo na presença de caudas mais pesadas, o que não é contemplado pelo VaR apenas.

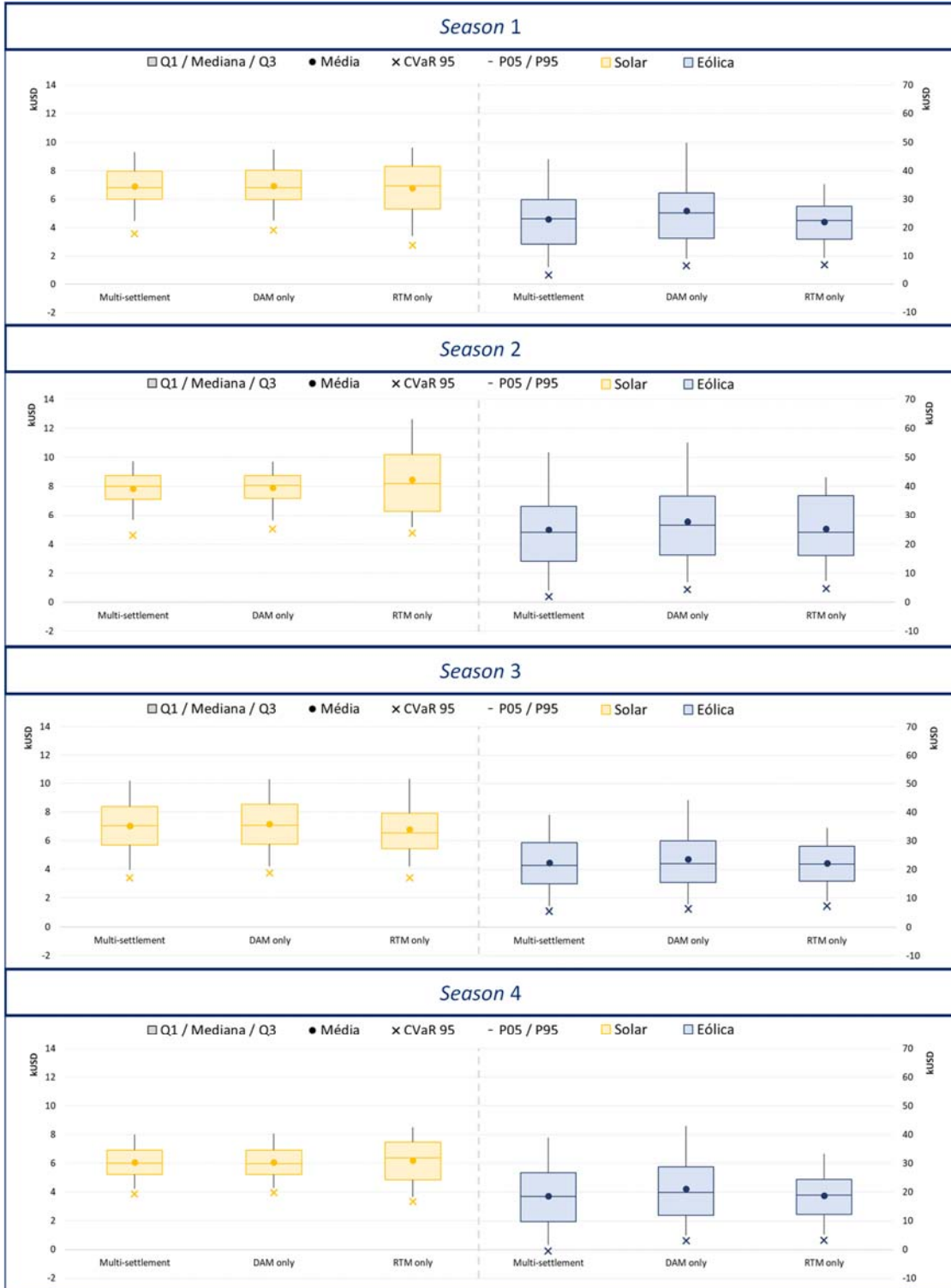


Figura 17: *Boxplot* das receitas das usinas em cada liquidação

Um primeiro fator que chama atenção nos gráficos, em especial ao notar a escala dos eixos verticais, é que, em geral, a usina eólica possui receitas bastante superiores que a central solar, o que está relacionado com um maior fator de capacidade⁶ característico dessa tecnologia, visto que pode gerar ao longo do dia inteiro, enquanto a solar não produz energia durante a noite – perdendo, inclusive, o período de pico da demanda e preços mais altos. Além do nível médio, observa-se que a variabilidade das receitas da eólica também é substancialmente maior que a da solar, fazendo com que incorra em maiores riscos devido a essa incerteza.

No que tange aos diferentes tipos de liquidação, nota-se que, em geral, se esperaria que uma liquidação “*RTM only*” resultasse numa maior dispersão entre os cenários, como discutido na Seção 2.5. Isso, de fato, ocorre no caso da solar, como indicado pelos quartis e percentis mais extremos: para este gerador, a dupla liquidação facilita a gestão de risco, ao liquidar no RTM apenas os erros de previsão, e mantém o acoplamento entre o mundo comercial e a operação. A eólica, entretanto, tem um comportamento inverso curioso. Para esta usina, nota-se uma menor dispersão de resultados no caso de liquidação única com preços *real-time*. Este resultado contraintuitivo está relacionado com os coeficientes de correlação positivos explorados na Seção 4.2 e com a possibilidade de uma *season* com demanda mais baixa no *day-ahead* ter preços mais altos (vide Seção 4.1). A maior dispersão de receitas da geração eólica está atrelada à descontinuidade das possíveis decisões de UC do operador no *day-ahead*, de modo que um aumento na geração não necessariamente corresponde a uma redução de preço. Este resultado ilustra que, em um mecanismo de liquidação dupla, as consequências financeiras podem ser complexas, justificando análises detalhadas caso a caso, como neste trabalho. Este aumento da dispersão chegou, inclusive, a resultar em valor negativo para o $CVaR_{95\%}$ da eólica na *season* 4, indicando que, na média dos 5% piores cenários, a usina acabou tendo prejuízo líquido.

Um ponto que merece destaque é o fato de que a liquidação múltipla gera incentivos para que os agentes adaptem as previsões feitas durante a fase de programação *day-ahead* de formam ótima. Embora neste exercício tenha sido considerado que a geração de fato esperada é utilizada como dado de entrada para o mercado *day-ahead*, nota-se que, em um mercado baseado em ofertas (como discutido na Seção 2.4.1), a empresa proprietária da usina poderia construir uma estratégia que evitasse as sobrestimações nas previsões *ex-ante* que a deixam *short*, e implicam na obrigação de “comprar” este déficit de energia no mercado em tempo real.

⁶ O fator de capacidade é uma métrica conhecida no setor elétrico para medir o nível médio de operação da usina em comparação com a sua capacidade de produção. Isto é, é definido como a razão entre o quanto a usina tipicamente gera ao longo de um período e o quanto ela poderia gerar, caso operasse constantemente à sua capacidade máxima.

Outra forma intuitiva de analisar a receita média é através da métrica de preço capturado. Essencialmente, essa métrica consiste em dividir a receita média da usina (em unidades monetárias, dependendo, inclusive, do horizonte que se está analisando) pela sua geração média, como definido em (19). Desta forma, obtém-se um valor em USD/MWh, por exemplo, representando o preço médio ao qual a usina vendeu a sua energia ao longo de todos os cenários, representado na Figura 18 para cada usina e *season*, com base nas diferentes liquidações.

$$\tilde{p}_j = \frac{\sum_{t \in \Omega_T} \mathbb{E}[Receita_{j,t}]}{\sum_{t \in \Omega_T} \mathbb{E}[Geração_{j,t}]} \quad (19)$$

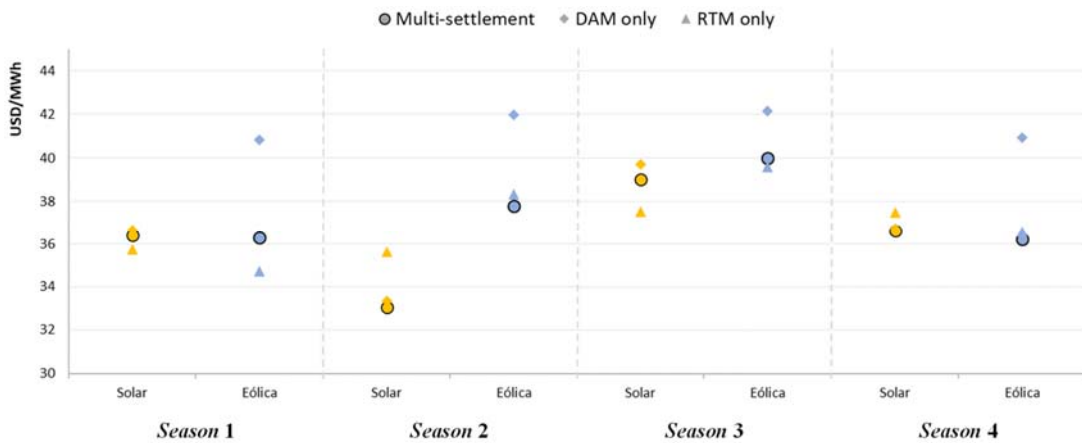


Figura 18: Preço capturado médio de cada usina em cada liquidação

Nota-se, que, de modo geral, o nível dos preços em cada *season* acompanha o da demanda, com preços mais elevados nas estações de maior consumo. Fogem a essa regra os resultados da usina solar na *season 2*, ficando em patamares mais baixos apesar da demanda relativamente alta – o que está relacionado ao fato de ser a *season* de maior geração solar, reduzindo a demanda líquida e os preços justamente durante o dia (não impactando tanto a eólica, que captura o pico de preços à noite). Comparando os tipos de liquidação, no caso da solar, observa-se que não há um padrão definido de qual esquema resulta em receitas superiores. Além disso, na maioria dos casos, não há muita discrepância entre os resultados, indicando que não se espera que a liquidação adotada tenha grande impacto nos resultados médios desta central. No entanto, para a eólica, é notório o benefício que a tecnologia extrai do descasamento entre a formação de preços e a operação em si, possuindo sempre resultados melhores no caso de preços formados “DAM only” – por conta dos motivos de correlação explorados na Seção 4.2. Percebe-se, ainda, que o fato de possuir duas liquidações, combinando efeitos e preços dos mercados *day-ahead* e *real-time*, acaba por, muitas vezes, posicionar os resultados médios obtidos por meio do *multi-settlement* em posições intermediárias aos demais tipos de liquidação, para ambas as usinas.

5. Conclusão

Este trabalho apresentou uma metodologia para analisar os impactos da adoção de mecanismos de liquidação dupla em mercados elétricos de curto-prazo, em comparação com esquemas de liquidação única. Para isso, foi modelado o problema do despacho econômico, considerando restrições operativas e decisões de centrais UC. Este modelo foi aplicado a um sistema exemplo, simulando tanto a programação do despacho *day-ahead* quanto a operação em si – na qual foram fixadas as decisões de acionamento de usinas inflexíveis tomadas *ex-ante*. Foram considerados, ainda, erros de previsão de geração renovável, alterando o balanço oferta-demanda programado, com impactos físicos e financeiros ao sistema.

Foi possível, assim, quantificar os impactos financeiros percebidos pelas centrais renováveis sob diferentes premissas de liquidação. Em particular, muito por conta do seu perfil de geração e do perfil da demanda, mostrou-se que a usina eólica foi capaz de extrair grande benefício no caso da liquidação estilo “*DAM only*”, resultado do descasamento entre as condições durante a formação de preços e as quantidades de fato liquidadas a estes preços. Esta conclusão é também reforçada pelo índice de correlação entre gerações e preços. Considerando-se quantidades e preços exclusivamente do *real-time*, observa-se um comportamento de correlação negativa, visto que maiores valores de geração reduzem a demanda líquida e, portanto, tendem a reduzir os preços. Porém, ao utilizar os preços do DAM, o resultado é diferente, apresentando em muitos casos coeficientes positivos. Isto devido à possibilidade de se alterar a decisão de *Unit Commitment* das usinas térmicas no DAM, o que implica em uma função de custos não-convexa que pode levar a comportamentos contraintuitivos. Isto destaca a importância de se analisar as consequências da implementação do mecanismo de liquidação dupla caso a caso, levando em conta as características físicas do sistema em análise.

Por fim, observou-se, em especial no caso da usina solar, que liquidações apenas no *real-time* tendem a produzir maior variabilidade nos resultados financeiros e, conseqüentemente, maior risco. No caso do mecanismo de liquidação dupla, mostrou-se que os resultados financeiros resultantes das simulações estiveram, em média, em valores intermediários aos dois esquemas de liquidação única utilizados como base de comparação.

Assim, a adoção de mecanismos de liquidações múltiplas por parte de mercados mais desenvolvidos é justificada sob diversos aspectos. Uma motivação importante que merece destaque é o alinhamento de incentivos e alocação correta dos os riscos e custos provenientes de desvios entre o despacho programado e executado – incentivando, assim, os agentes a melhorarem suas previsões, em concordância com um dos objetivos principais de simulações

forward, que é dar previsibilidade ao operador. Em particular, o mecanismo de liquidação única com base nos preços *ex ante* (atualmente aplicado no Brasil), embora tenha resultado em uma remuneração mais elevada para as eólicas, não satisfaz a este critério de eficiência. Além disso, este tipo de mecanismo combina os benefícios de mercados *ex-ante* e *ex-post*: simultaneamente, facilita a gestão de risco individual dos agentes (ao permitir que evitem exposições à volatilidade dos preços *real-time* por meio de melhores previsões, liquidando toda a geração no *day-ahead*) e mantém o casamento entre a formação de preços e as quantidades liquidadas, evitando distorções e contribuindo para que o mercado dê sinais de preço mais adequados.

Cabe ainda destacar ainda que, embora o foco da análise deste trabalho tenha sido o resultado de receita para os geradores solares e eólicos, evidentemente outros agentes do sistema (a demanda e as usinas termelétricas) também seriam afetados pela escolha do mecanismo de liquidação, o que pode ser analisado com o mesmo *framework* de análise apresentado. Seria possível ainda avaliar eventuais efeitos portfólio de agentes proprietários de diferentes geradores (com diferentes tecnologias).

Em trabalhos futuros, uma possibilidade é o desenvolvimento de técnicas mais sofisticadas de quantificação das distribuições das previsões *day-ahead* e dos erros de previsão, qualificando a criação dos cenários renováveis. Inclusive, esta análise pode ser estendida para levar em conta as incertezas em muitas outras variáveis, como demanda e vazões afluentes em usinas hidrelétricas. Um outro passo adicional seria aplicar a metodologia a um sistema real e verificar se os padrões aqui observados se mantêm. Pode-se, ainda, explorar, sob o ponto de vista do agente gerador, a construção de uma estratégia de oferta no mercado *day-ahead* (evidentemente, em mercados que possibilitam a apresentação de ofertas), de forma a maximizar os seus resultados individuais – e até mesmo levando em consideração o comportamento dos demais agentes, numa abordagem de equilíbrio.

Referências bibliográficas

1. BIRD, L.; MILLIGAN, M.; LEW, D.; “Integrating variable renewable energy: challenges and solutions”; Golden: National Renewable Energy Laboratory; 2013.
2. BLOOMBERGNEF; “New Energy Outlook 2019”; London: BloombergNEF; 2019.
3. BP; “BP Statistical Review of World Energy 2020”; London: BP p.l.c.; 2020.
4. CONEJO, A. J.; NOGALES, F. J.; ARROYO, J. M.; “Price-taker bidding strategy under price uncertainty”; IEEE Transactions on Power Systems, v. 17, n. 4; p. 1081-1088, 2002.
5. EIA; “Levelized Cost and Levelized Avoided Cost of New Generation”; Washington: U.S. Energy Information Administration; 2020.
6. GROSS, G.; FINLAY, D.; “Generation Supply Bidding in Perfectly Competitive Electricity Markets”; Computational & Mathematical Organization Theory, v. 6, n. 1; p. 83-98; 2000.
7. HOGAN, W.; “Transmission Congestion: The Nodal-Zonal Debate Revisited”; Cambridge: Harvard University, John F. Kennedy School of Government; 1999.
8. IRENA; “Innovation landscape brief: Increasing time granularity in electricity markets”; Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency; 2019.
9. IRENA; “Renewable energy auctions: Status and trends beyond price”; Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency; 2019.
10. LINO, P. et al.; “Bid-Based Dispatch of Hydrothermal Systems in Competitive Markets”; Annals of Operations Research, v. 120, n. 1-4; p. 81-97; 2003.
11. MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA; Consulta pública nº 33 de 5 de julho de 2017; Brasília; 2017.
12. MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA; Consulta pública nº 71 de 30 de abril de 2019; Brasília; 2019.
13. MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA; Portaria nº 301 de 31 de julho de 2019; Disponível em: <http://www.mme.gov.br/documents/36144/867756/Portaria_n_301-2019.pdf/be77d736-3199-4112-b7d5-7a28a4056d2b?version=1.0>. Acesso em 2 nov. 2020.
14. PEREIRA, M.V.F.; “Optimal stochastic operations scheduling of large hydroelectric systems”; Electrical Power & Energy Systems; 1989.
15. PEREIRA, M.V.F., PINTO, L.M.V.G.; “Stochastic optimization of a hydroelectric system: a decomposition approach”; Water Resources Research; 1985.

16. PSR CONSULTORIA; “Propostas de metodologias para a formação de preços por oferta no Brasil. Entregável 1: Avaliação conceitual e estratégias de desenho”; Rio de Janeiro: PSR; 2020.
17. ROCKAFELLAR, R.; URYASEV, S. “Conditional value-at-risk for general loss distributions”; EFA 2001 Barcelona Meetings; 2001.
18. WOLAK, F. A.; “Wholesale Electricity Market Design”; 2020.