

8 Conclusões

As Leis nº 10.847/04 e nº 10.848/04 lançaram as bases de um novo ordenamento institucional para o setor elétrico brasileiro. Esse novo modelo institucional do setor elétrico teve como foco principal a criação de uma estrutura e marco regulatório que possam atrair o investimento privado e garantir a expansão da oferta e do transporte de energia elétrica, aliada à busca pela modicidade tarifária. A principal mudança na área de comercialização de energia foi a centralização das aquisições. O Decreto nº 5.163/04 estabelece basicamente as regras desse novo modelo na área de comercialização de energia elétrica dando suas diretrizes principais. O modelo de comercialização segmenta o setor em dois ambientes: Ambiente de Contratação Regulada (ACR), que abrange o mercado cativo, e o Ambiente de Contratação Livre (ACL), que representa a parcela do consumo dos consumidores livres.

A fim de atender a premissa da modicidade tarifária, a forma de contratação de energia no ACR é basicamente através de leilões regulados pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e executados pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Sendo assim, a única forma das distribuidoras garantirem o atendimento à totalidade de seu mercado cativo é mediante contratação regulada.

Diante deste fato, as distribuidoras procuram se adequar às regras vigentes, de forma a garantir o suprimento de seus clientes e, em paralelo, otimizar suas estratégias de contratação. O objetivo da distribuidora passou a ser não comprometer seu equilíbrio econômico-financeiro, devido a contratos sub o sobre dimensionados, o que acarretaria a prejuízos financeiros, em forma de multas, compra a preços maiores no mercado de curto prazo (sem repasse integral) ou perdas por repasse de custos inferiores ao da aquisição.

Este trabalho buscou desenvolver uma metodologia que auxilia na tomada de decisão do agente de distribuição, diante desse ambiente de riscos, visando a garantir uma correta aquisição de energia em leilões, que contemple o atendimento completo de seu mercado cativo num período pré-definido e, além disso, minimize as penalizações previstas.

Diversas técnicas foram empregadas no desenvolvimento desta metodologia, que tem como uma característica positiva o envolvimento de várias áreas de atuação e pesquisa, o que refletiu uma maior complexidade para a execução da dissertação. As principais áreas envolvidas foram: 1) comercialização de energia elétrica, onde se incluem os tipos de leilões e regras de comercialização; 2) legislação do setor elétrico, onde importantes resoluções sustentaram a implementação de cada etapa; 3) econometria e estatística, no envolvimento de métodos de previsão com séries temporais e na análise de distribuições de probabilidade; 4) inteligência computacional, com o uso da técnica de algoritmos genéticos na etapa de otimização; e por fim 5) análise de riscos, através das simulações e otimizações que, diante de fatores de incerteza, buscaram a melhor solução dentro de muitos cenários possíveis.

Ferramentas computacionais foram imprescindíveis para a realização deste estudo, vale destacar o *Software FPW*, que, a partir de séries históricas de consumo e de fatores considerados como variáveis explicativas, desenvolveu os modelos de previsão através do método de regressão dinâmica. Outro programa aplicado foi o *Newave*, desenvolvido pelo CEPEL, e que foi utilizado, nesta metodologia, para projeção dos Custos Marginais de Operação do sistema, conseqüentemente projeção dos Preços de Liquidação de Diferenças. Não tão menos importante, os programas de análise de riscos da *Palisade Corporation* foram fundamentais para realização das simulações de cenários, por meio do *software @Risk*, e para realização das otimizações, com o *RiskOptimizer*, que, na busca da melhor solução, tem o suporte do programa *Evolver*, que aplica a técnica de algoritmos genéticos.

A metodologia se iniciou com o desenvolvimento de modelos de previsão do consumo de energia elétrica. Um ineditismo nesta fase está relacionado ao fato de se gerar modelos de previsão por classes de consumo, além da separação por nível de tensão de determinadas. Classes estas com maior representação no consumo de energia de uma distribuidora: Residencial, Comercial e Industrial.

Foram utilizadas séries mensais, possibilitando assim uma melhor modelagem de previsão, visto que séries anuais implicariam em menor quantidade de dados, o que não é preferencial num processo de previsão a partir de dados históricos. Quanto ao período a ser estimado – 5 anos – ressalta-se que é um horizonte de médio prazo, o que significa necessidade de maior cautela na previsão. A estimação das variáveis causais selecionadas, por exemplo, não é uma tarefa tão simples, logo, a análise deve ser bem apurada,

com o intuito de não gerar modelos muito distorcidos, mantendo um nível de precisão aceitável.

A modelagem através do método de regressão dinâmica se mostrou satisfatório e foi importante, pois possibilitou a inclusão de fatores externos ao consumo de energia elétrica, que ajudam a explicar o comportamento passado e futuro da variável dependente. Os modelos de regressão dinâmica relacionam a implicação das variáveis causais e a dinâmica das séries temporais, logo, este processo de modelagem ampliou a atuação do método de regressão.

A escolha das variáveis explicativas testadas no processo de previsão foi feita de maneira coerente, visando a refletir variáveis *proxy*, isto é, fatores que influenciam no comportamento da variável principal. No caso do consumo de energia, fatores como temperatura e índices econômicos são relevantes para o modelo de previsão. Outro ponto que vale ser mencionado foi a possibilidade de inserir no processo de previsão, as variáveis de intervenção, conhecidas como variáveis *dummy*. No caso da previsão de consumo, eventos pontuais, como o racionamento, puderam ser considerados.

O fato do período de algumas séries de variáveis explicativas não coincidir com o período disponível para a série de consumo (1990-2007), trouxe a possibilidade de se analisar e comparar modelos diferentes. Por fim, definiu-se o modelo final pela análise das estatísticas de desempenho MAPE, R^2 ajustado e GMRE. A estratégia de análise dos erros *in-sample* e *out-of-sample* que consiste em “guardar” parte dos dados para testar o poder de generalização do modelo, auxiliou nas escolhas, pois, de uma forma mais ilustrativa, foi possível avaliar a relação entre valores previstos e valores já realizados.

Para os clientes industriais de alta tensão, não se formou um modelo de previsão específico, o que não tira a credibilidade das projeções consideradas, cujo procedimento consiste na interação junto aos clientes e às áreas de mercado de alta tensão das distribuidoras. Alguns pontos baseiam esse processo, como exemplo: quantidade de clientes pequena, rotina de consumo já padronizada em sua maioria, e planejamento informado quando da expansão ou redução relevante da produção, bem como migração para o mercado livre. No âmbito geral, as projeções foram satisfatórias para o objetivo deste trabalho, e refletem um cenário conservador.

A maior dificuldade nesta etapa é, sem dúvida, a obtenção das séries históricas, ação que requer pesquisa em fontes públicas de credibilidade. A busca de alguns dados da concessionária também é bem complexa, caso a metodologia seja aplicada por alguém não vinculado a mesma. Além disso, o

período histórico deve ser suficientemente grande e a série precisa ter valores coerentes sem muitos erros ou dados faltantes.

No caso analisado, os modelos apresentaram bom desempenho preditivo (MAPE baixo e R2 alto). Apresentaram ainda um bom poder de generalização (erro *out-of-sample* próximo ao erro *in-sample*). Exceções foram os modelos para as classes Industrial MT, Rural e Serviços Públicos (TEL e AES), que apresentaram um poder de explicação um pouco menor do que os dos outros setores, e o modelo Industrial BT, que apresentou dificuldade de generalização. Como era esperado, *samples* diferentes geram estruturas de modelos diferentes. Das variáveis de temperatura, a que melhor se ajustou foi a Temperatura Média Mínima na Região Metropolitana do RJ (TMRM), mas a Temperatura Média (TM) também está presente em alguns modelos, isto é coerente visto que, por exemplo, a área de concessão da distribuidora possui temperaturas elevadas, o que leva a alterações no consumo, principalmente pelo uso de aparelhos de ar-condicionado. Outra variável freqüente nos modelos é o Rendimento Médio Real do Pessoal Ocupado na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMPOC). Das variáveis *proxy* das características de faturamento da Light, uma variável que se ajustou bem aos modelos foi o Número de dias de faturamento (NDFAT e NDFBT). O número de contas faturadas e a tarifa média cobrada aparecem também em alguns modelos. Das variáveis de atividade econômica, destacam-se algumas como o Índice de Emprego na Indústria Fluminense (IEI) e Índice da Produção Física da Indústria de Transformação (PFIT). Em todos os modelos é possível visualizar também a existência de dinâmica (estruturas de defasagem), tanto da variável dependente (energia faturada) quanto das variáveis independentes (variáveis causais). Por fim, em quase todos os modelos é possível observar a existência de variáveis de intervenção (como para o Racionamento e Pós-acionamento).

Os resultados dos valores futuros, gerados pelos modelos de previsão, foram bem aceitáveis, refletindo um crescimento discreto, o que parece ser mais próximo da realidade, visto as evoluções históricas recentes similares. Além disso, se trata de uma distribuidora com mercado saturado, sem expectativas de grande elevação de consumo ou surgimento de muitos novos clientes.

A fase seguinte foi a de simulação dos valores do Preço de Liquidação de Diferenças (PLD). Sem dúvida este fator é um dos mais relevantes na análise riscos para contratação de energia, principalmente por ser um valor muito volátil, diretamente ligado às condições do sistema elétrico e que reflete o custo

marginal de operação do sistema. O PLD influencia fortemente os custos das penalizações sofridas pelos agentes devido à contratação não adequada.

Nesta fase, o procedimento de estimação dos fatores sazonais pode ser destacado. Esses fatores são importantes para amenizar as distorções identificadas entre os perfis sazonais das afluências e dos PLDs projetados.

Em seguida, tivemos a obtenção dos CMOs projetados através do *Newave*, que proporcionou a possibilidade de se trabalhar com uma gama imensa de cenários possíveis, pois disponibiliza 2000 séries de CMOs para um período de 60 meses. Com a aplicação dos fatores sazonais sobre os PLDs mensais (CMOs restritos), foram definidos os PLDs médios anuais, que, em etapas posteriores, são utilizados na formação dos custos. A variedade de cenários do PLD médio anual é fundamental para as etapas de simulação e otimização de custos.

Por fim, foi realizada a reamostragem das séries de PLD através de simulação no programa *@Risk*. Este procedimento gerou as distribuições de probabilidade dos PLDs anuais e veio confirmar a grande variabilidade que os mesmos apresentam. Considerá-los como variáveis fixas nas simulações e também nas otimizações de custos poderia esconder um componente de risco importante. É necessário ressaltar que não foi definida nenhuma proposição sobre a distribuição de probabilidade do PLD, o que implica a realização da reamostragem, obtendo por fim a distribuição de probabilidade empírica desse componente.

No caso analisado, observou-se uma assimetria existente nas distribuições de probabilidade, além da ocorrência de alguns valores extremos. Em alguns anos, as distribuições apresentam uma característica bimodal. É muito perceptível o aparecimento de altos valores, com destaque para o ano de 2008. Isso reflete a recente alta dos PLDs, causada principalmente pelas condições de escassez do sistema, sinalizando inclusive riscos de racionamento de energia.

Na etapa de simulação dos custos de contratação foi possível, considerando as incertezas pertinentes ao processo, identificar a sensibilidade do custo total em relação aos fatores que o formam. A estrutura de simulação incorporou todos os fatores que têm correlação com os custos de contratação, tanto na compra de energia, como nas penalidades aplicadas. Este modelo foi implementado no *@Risk* e então foram feitas as simulações de diversos cenários, possibilitando avaliar o comportamento e a influência de todas as variáveis aleatórias do modelo, tanto os dados de entrada como as saídas geradas.

Conforme visto, o modelo considerou 7 variáveis diferentes, sendo 4 determinísticas e 3 aleatórias, no entanto, como o período analisado é de 5 anos, o total de variáveis é de 35.

As variáveis determinísticas são: consumo previsto, desvio padrão, valor anual de referência e o *mix* da empresa. Para cada uma dessas variáveis foram definidos valores fixos. Os consumos previstos para os 5 anos são obtidos na etapa de previsão e nesta mesma etapa são obtidos, através do modelo de previsão, os desvios padrões. O valor anual de referência é definido por meio de resoluções, mas não contemplam 5 anos à frente, logo, projeções foram feitas para essa variável. Na metodologia proposta, a atualização do VR pelo IPCA se mostra coerente em comparação a possíveis incertezas, caso fossem projetados valores de forma não tão criteriosa. Os valores do *Mix* são definidos para o período analisado a partir da carteira de contratos de energia existente da distribuidora, obtendo-se um valor referencial para os anos em questão.

Já as variáveis aleatórias são: percentual de contratação, consumo realizado e o PLD médio anual. Estas variáveis são consideradas no modelo por meio da definição de distribuições de probabilidade, a fim de se tornar possível a simulação de diversos valores prováveis. Para o percentual de contratação foi proposta uma distribuição uniforme, com um intervalo definido, visto que já está presumido que valores extremos não seriam considerados. Para o consumo realizado foi definida uma distribuição normal, com parâmetros associados ao consumo estimado, mantendo a coerência de que a realidade não será tão distorcida em relação ao previsto. Ainda com esta visão é considerado um truncamento de seus possíveis valores em função do consumo previsto, também como forma de se evitar valores extremamente diferentes. Ao tornar admissíveis apenas valores acima do limite escolhido em função do valor original estimado, feito através deste truncamento, se teve como consequência a inserção no modelo de um viés “de alta”, o que atinge uma meta já esperada, pois exclui uma parte maior da distribuição. No caso do PLD médio anual, a forma de se trabalhar com seus possíveis valores foi bem prática, alternando apenas o número da série do PLD através de uma distribuição inteira uniforme, que, na simulação, busca automaticamente os respectivos valores para cada ano. Este procedimento se deve ao fato de não ser possível definir previamente o tipo de distribuição de probabilidade deste componente.

Por fim, as fórmulas da aquisição de energia e das penalidades foram incluídas no modelo gerando então os custos totais a serem analisados.

No caso estudado, se obteve inicialmente uma análise das distribuições de probabilidade do consumo realizado. Em 2008, mesmo com a realização do truncamento supracitado, observou-se que a distribuição resultante é essencialmente uma distribuição normal. No entanto, para as distribuições de probabilidade do consumo realizado nos anos posteriores, principalmente para 2011 e 2012, a influência do truncamento é bem mais perceptível.

Em relação à análise dos custos totais por ano, observou-se que a distribuição do custo simulado para 2008 apresentou uma assimetria considerável, seguramente refletindo a assimetria também identificada na distribuição do PLD médio no ano de 2008. Ainda em 2008, verificou-se pela análise de sensibilidade que as variáveis com maior influência no custo são: o consumo realizado e o percentual de contratação, este último de maneira inversa, ou seja, quanto maior o percentual, menor o custo. Isto se deve aos valores mais elevados observados nos PLDs de 2008, o que tende a modificar a estratégia de minimização de custos. Fica evidente que, com PLDs supostos tão altos, é mais interessante e menos custoso sobrecontratar do que arriscar qualquer nível de subcontratação, até mesmo um nível mínimo. Nos outros anos, as principais variáveis também foram o percentual de contratação e o consumo realizado para o mesmo ano, o que sinaliza, entre outros, o peso dos gastos com a aquisição de energia no custo total.

Observando os resultados finais, pôde-se concluir que o modelo sugeriu inicialmente manter os percentuais de contratação elevados no ano de 2008 e manter os percentuais de 2009 a 2012 bem ajustados, objetivando evitar custos desnecessários.

A última etapa da metodologia proposta se refere à otimização dos custos de contratação. O objetivo desta etapa foi obter, através da análise de riscos, o cenário ideal de contratação de energia, por meio da minimização dos custos, garantindo o atendimento completo do mercado da distribuidora. O programa *RiskOptimizer* foi utilizado e se mostrou muito eficiente e adequado para o objetivo desta etapa, principalmente pela flexibilidade dada ao usuário na estruturação do modelo a ser implementado, levando em conta inclusive as incertezas presentes. Vale ressaltar que esta ferramenta usa a simulação através do *@Risk* e a otimização através do *Evolver*, que aplica a técnica de algoritmos genéticos, introduzida neste trabalho pela sua qualificação em buscar soluções em problemas complexos.

Num primeiro momento o objetivo foi a minimização do custo total de contratação (aquisição de energia + penalidades) do período em análise. Este

custo foi definido como a *target cell* do modelo. O critério MINIMAX foi o definido como critério de otimização. Em teoria da decisão, minimax é um método para minimizar a perda máxima possível, por isso foi adequada a sua escolha, visto que o objetivo nesta otimização foi definir os percentuais de contratação para cada ano do período em análise, de forma que o máximo do custo total desse período fosse minimizado.

Parte da parametrização desta etapa não possui valores pré-estabelecidos. São testados critérios e valores de forma empírica, no entanto, os dados são escolhidos inicialmente com certa coerência de acordo com práticas usuais. Dentre esses parâmetros está o critério de parada. Inúmeros critérios podem ser aplicados, e de acordo com os resultados finais são definidos os melhores. Outros parâmetros que dependem da sensibilidade do usuário são os parâmetros dos algoritmos genéticos. Também não é possível definir valores exatos, no entanto algumas recomendações puderam auxiliar para melhores resultados, como considerar taxas de *crossover* em torno de 60 a 80% e taxas de mutação na faixa de 1%.

No caso estudado, as otimizações desenvolvidas procuraram considerar critérios de parada diferenciados a fim de se verificar a variabilidade dos resultados. Como os resultados não foram tão diferentes entre si, a otimização mais adequada poderá ser a que possui critério de parada com tempo de duração baixo. Na parte dos algoritmos genéticos o método de solução definido foi o *Recipe*. Neste método, as variáveis podem ser ajustadas independentemente umas das outras e a restrição é apenas do domínio (mín, máx). O método está condizente para o tipo de problema analisado. As taxas de *crossover* estão na ordem de grandeza sugerida como mais coerente, já as taxas de mutação, no entanto, tiveram os melhores resultados, com valores próximos a 6%, um pouco superior ao limite sugerido de 1%, o que de maneira alguma inviabiliza os resultados visto que esses parâmetros, na prática, são obtidos de forma empírica.

Os casos apresentados de otimização do custo total orientaram a contratação de percentuais acima do consumo previsto, evitando-se assim o risco de subcontratação. Em alguns casos testados recomendam-se contratações superiores ao limite de 103%. Para o ano de 2008, estes cenários vão de acordo com o indicado nas simulações, onde foi recomendada a estratégia de aumentar o percentual de contratação para este ano. No entanto, as sugestões do processo de otimização contradizem um pouco o esperado para os anos de 2009 a 2012. De acordo com as simulações, quanto maiores os

percentuais de contratação para esses anos, maior seria o custo total, então, percentuais muito acima do consumo previsto deveriam ser evitados. Entretanto, os percentuais deste processo de otimização são superiores ao consumo estimado, logo os resultados não apresentam valores tão ajustados como havia sido orientado para estes anos.

No âmbito geral, a metodologia apresentou resultados satisfatórios visto que torna possível a inclusão de diversos fatores aleatórios, além de considerar cenários de incerteza, tornando possível obter resultados que podem orientar a distribuidora na contratação de sua carteira de contratos. Como se trata de um processo que possibilita inúmeros testes e diferentes parâmetros, resultados um pouco melhores poderiam possivelmente ser identificados.

Quanto à alternativa de otimização pela minimização das penalidades, resultados satisfatórios foram obtidos. Foi um procedimento alternativo visando à minimização das penalidades que o agente de distribuição possa vir a sofrer devido à sub ou sobrecontratação nos leilões de energia.

No caso estudado, observou-se que a componente de perda de sobrecontratação superior ao limite de 103% é, em grande parte do período analisado (2008 a 2012), um ganho, e não um dispêndio, isso porque a maior parte da distribuição, nos anos vistos, está em valores negativos. Este fato é consequência das estimativas de PLDs consideradas para este período, que estão numa faixa alta de valor, muitas vezes superior ao *Mix* da distribuidora. Neste momento, e provavelmente para os anos próximos, existe a possibilidade concreta de ganhos através da estratégia de contratos acima de 103% do consumo realizado.

A análise de sensibilidade da distribuição do custo total de penalidades para o período demonstrou importantes entendimentos. As variáveis de entrada com mais relevância para obter o total de despesa com as penalidades são os percentuais de contratação, começando pelo percentual de 2008 como mais significativo, seguido pelos de 2012, 2011 e 2009 em ordem de influência. Como os valores negativos representam um efeito inverso de variação, tem-se que, quanto maior o percentual de contratação, menor será o risco com as penalidades de subcontratação. Esse fato corrobora o que foi sugerido como estratégia de contratação a partir dos resultados dos processos de otimização do custo total, onde foram sugeridos, para os anos em análise, percentuais de contratação acima do consumo estimado. Esta alternativa de otimização pela minimização das penalidades está bem coerente com os valores encontrados no processo de otimização (valores maiores que 100%).

Com o processo de otimização tivemos os valores sugeridos de contratação, basta então, após definição da otimização mais viável, aplicar-se o valor referente às perdas elétricas do sistema de distribuição. Estas perdas devem ser inseridas no total de energia a ser adquirida visando à correta formação da carteira de contratos.

A otimização nº 5 foi definida como uma contratação viável, baseada na recomendação de se contratar valores acima do previsto. Foi aplicado o percentual de contratação sobre os consumos previstos para os respectivos anos e em seguida o percentual de perda da distribuidora em análise (29,7%), resultando então nos valores finais a serem praticados na contratação de energia (na faixa de 25.000 GWh/ano).

A metodologia por completa se mostrou uma importante ferramenta de orientação para as distribuidoras de energia elétrica e a análise do caso estudado ratificou essa conclusão, apresentado resultados aceitáveis e bastante factíveis.

A análise risco no ambiente de contratação é um assunto atual e, devido à variedade de temas que fazem parte desta área, aperfeiçoamentos e atualizações são freqüentemente praticadas. Logo, sugestões futuras serão aqui mencionadas como forma de garantir o aprimoramento e continuação do desenvolvimento deste tema.

No desenvolvimento de modelos de previsão, mais técnicas podem ser verificadas, procurando diversificar o processo, sempre buscando agregar uma precisão ainda maior aos resultados.

Os limites máximos e mínimos do PLD foram considerados iguais para todo o período. Projetar valores para os outros anos num processo bem embasado seria interessante.

A metodologia desenvolvida resulta em montantes totais a serem contratados anualmente. A estratégia poderia ser refinada, através da destinação exata dos montantes por tipo de leilões.

Outro ponto relevante seria a implementação da possibilidade de efetuar mecanismos de compensação previstos na regulamentação (Ex.: Leilão de Ajuste e MCSD), o que melhoraria o gerenciamento de riscos.

A perda de energia elétrica é um tema a ser mais apurado, no intuito de se propor, por exemplo, percentuais de perdas específicos para cada ano, através de um estudo que definisse a trajetória de perdas da empresa, considerando, entre outros pontos, a atuação da distribuidora no combate às perdas. Outro

tema importante nessa área seria a inclusão no modelo de ganhos com a eficiência energética, que influenciaria no consumo do mercado da distribuidora.

Por fim, é válido lembrar que a regulamentação é dinâmica, logo a cada nova alteração ou inclusão nas regras, torna-se importante a avaliação dos riscos e seus impactos.