



Grupo de Estudo de Comercialização, Economia e Regulação do Mercado de Energia Elétrica-GCR

Análise de Portfólio de Geração Eólica e Solar com Armazenamento em Mercados de Energia Horário

**ALEX COUTINHO(1,2); EDUARDO SODRÉ(1,2); RODRIGO SALIM(3);
MARINA DANTAS(2); ALCIDES CODECEIRA NETO(1,2)
CHESF(1); UPE - POLI(2); GE(3);**

RESUMO

Este trabalho propõe uma estratégia para maximizar a receita trimestral de uma Planta Híbrida (Portfólio de geração eólica e solar, operando conjuntamente com um sistema de armazenamento por baterias de íon-lítio), ao mesmo tempo em que busca minimizar os riscos da exposição ao Mercado de Curto Prazo com PLD horário envolvidos na operação de compra e venda. Neste trabalho, a métrica de risco utilizada será a métrica *MVaR* (*Multi Value at Risk*), sendo esta métrica uma nova proposição dos autores para a área de Análise de Risco em geral. A métrica *MVaR* está sendo apresentada pela primeira vez neste trabalho, para o caso específico de análise de risco de uma Planta Híbrida de geração em base horária. A maximização da receita da planta será calculada através de várias simulações horárias com uma estratégia específica de operação para a Bateria de Íon-Lítio (BIL) que minimiza a degradação da vida útil.

PALAVRAS-CHAVE

Planta Híbrida, Comercialização, Armazenamento, PLD horário, *MVaR* (*Multi Value at Risk*)

1.0 - INTRODUÇÃO

O cenário atual de comercialização de energia elétrica no Brasil é bastante complexo e pode tornar-se ainda mais, sobretudo por conta da competitividade do mercado, dos riscos associados e da futura perspectiva de implementação de preços de curto prazo horários (PLD horário).

Em virtude de todas essas mudanças, a tarefa de montar uma carteira de contratos de energia que ofereça aos empreendedores um nível de risco adequado é sem dúvida, o maior desafio atual das empresas de geração e de comercialização de energia elétrica. Este trabalho propõe uma estratégia para maximizar o lucro de uma Planta Híbrida (Portfólio de geração eólica e solar, operando conjuntamente com um sistema de armazenamento por Baterias de Íon-Lítio), ao mesmo tempo em que busca minimizar os riscos da exposição ao Mercado de Curto Prazo (MCP) envolvidos na operação de compra e venda.

A análise, representação e precificação correta dos riscos é de extrema importância na avaliação de contratação de geração no Setor Elétrico Brasileiro. Neste trabalho, será ilustrado como calcular as métricas de risco *VaR* (*Value at Risk*), *CVaR* (*Conditional Value at Risk*) e *MVaR* (*Multi Value at Risk*). Sendo a métrica de risco *MVaR* uma nova proposição dos autores para a área de Análise de Risco em geral e apresentada pela primeira vez neste trabalho para o caso específico de análise de risco de uma Planta Híbrida de geração em base horária.

As variáveis de interesse para a modelagem estocástica da venda de energia da Planta Híbrida eólica, solar e armazenamento são: as gerações eólica e fotovoltaica horárias; e os preços do Mercado de Curto Prazo (PLD) horários. Após a modelagem destas variáveis, são sorteados valores baseados nas suas distribuições de probabilidades correlacionadas. Este conjunto de valores amostrados constitui um cenário aleatório, para o qual será realizada uma análise da receita advinda da venda da energia da Planta Híbrida. Em função desses cenários, é possível calcular a Distribuição de Probabilidades da Receita e as métricas de risco pertinentes.

Os estudos executados na CHESF visando à possibilidade de concorrer com projetos de energia eólica e solar nos leilões de energia promovidos pelo Governo Federal, exigem a necessidade de se conduzir corretamente as Análises de Risco. Nesse contexto, é crucial para a viabilidade do negócio compreender os recursos eólico e solar em base horária em uma escala de longo prazo. O conhecimento da quantidade, do tempo e da variabilidade desses recursos, tem influência direta sobre os cálculos da energia elétrica produzida e, portanto, sobre o fluxo de receita do negócio (1-3).

O Desvio Padrão da Distribuição de Probabilidades da produção anual das plantas fotovoltaica e eólica é muito importante. Por exemplo, se a Planta A tem Garantia Física de 15 MWmed-ano e possui uma incerteza certificada de 15% e a Planta B tem Garantia Física de 12 MWmed-ano com incerteza de 6%, a maior Receita advinda da simulação determinística da Planta A pode não ser a melhor escolha, pois embora, a energia da Planta A seja maior do que a da Planta B, a Planta A terá maior risco associado à geração do que a Planta B.

O problema proposto neste trabalho considera, para estudo da comparação entre as várias estratégias de comercialização trimestral da energia da Planta Híbrida, um empreendimento localizado no estado de Pernambuco com 30MWac instalados de fotovoltaica e 30 MW instalados de geração eólica conjuntamente com um sistema de armazenamento de Baterias de Íon-Lítio (BIL) de 9.0 MWh / 3 MW, Figura 1.

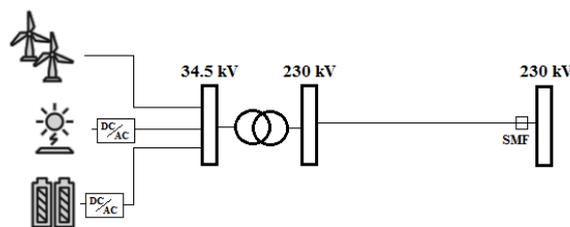


FIGURA 1 – Planta Híbrida

A simulação da operação horária e as respectivas análises de risco realizada neste trabalho utilizou-se da Linguagem de Programação R (4). Através de simulações de Monte Carlo foram quantificadas a métrica de risco *MVaR* para vários casos de distribuição de probabilidade para a energia horária e para o PLD horário.

2.0 - ANÁLISE DE RISCO

A Gestão de Risco destaca-se como uma atividade complexa e importante, em seus aspectos quantitativos e psicológicos, envolvendo fatores delimitados pelas regras de cada mercado, e também fatores como a existência de instrumentos financeiros capazes de proporcionar hedge aos agentes, contando com inúmeras métricas para subsidiar a tomada de decisão. Estas várias métricas podem ser observadas na Figura 2.

A Análise de Risco é composta basicamente da busca de 2 (duas) informações: a chance (probabilidade); e o impacto (valor monetário) de eventos desfavoráveis e/ou favoráveis. Toda vez que se está trabalhando com Risco é importante ter-se em mente estas duas dimensões. Pode-se dizer que a Análise de Risco é uma Tomada de Decisão sob Incerteza. Essa seção abordará os principais tipos de análise de risco do mercado de energia herdadas do mercado financeiro.

Entre as variáveis que impactam no cálculo das métricas de risco associadas a um Portfólio de energia, temos como exemplo: demanda; PLD; Curva Forward; tipo do contrato (Fixo, Prêmio, Swap); etc. Apesar da quantificação do risco de uma carteira de comercialização ser uma tarefa que necessita de um pouco de arte tanto quanto de ciência, a Análise de Risco Quantitativa é imprescindível para a segurança da empresa e para o estabelecimento de estratégias adequadas para a tomada de decisão.

Uma das métricas de risco mais utilizadas, que auxiliam na Tomada de Decisão, é a Variância. A Variância de uma Distribuição de Probabilidades de Receita (Lucros/Perdas) mede o “espalhamento” (dispersão estatística) da Receita em relação ao Valor Esperado da Distribuição. Esta é a tradicional Análise *Risco x Retorno* (Desvio Padrão x Valor Esperado dos retornos) criada por Markowitz em 1952 (5), tendo o mesmo sido agraciado com o Prêmio Nobel de Economia em 1990.

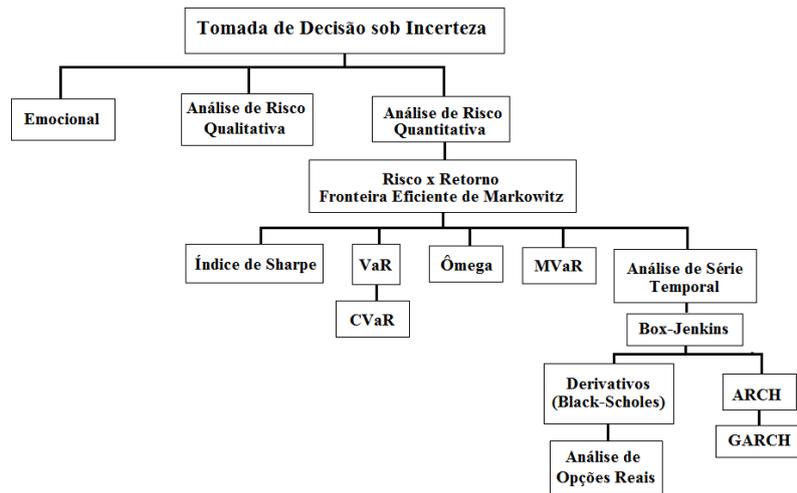


FIGURA 2 – Taxonomia da Análise de Risco, Fonte: (3).

No final dos anos 70 e 80, várias instituições financeiras importantes começaram a desenvolver métricas de risco para medir e agregar os riscos de todos os negócios em que a firma estava envolvida. Embora a teoria fosse simples, tornar operacional esse sistema envolvia uma enorme quantidade de trabalho: as bases de dados tiveram que ser construídas; muitos cálculos adicionais tiveram que ser convencionados; ferramentas computacionais tiveram que ser desenvolvidas; etc. O novo sistema de risco (*VaR-Value at Risk*) foi apresentado na Conferência de Pesquisa Anual do JP Morgan em 1993, e despertou grande interesse de potenciais clientes que desejavam comprar ou pagar uma utilização do sistema para seus próprios cálculos (6).

Esta foi a primeira vez que o *VaR* tinha sido apresentado de forma pública, além da órbita de um pequeno grupo de Analistas Quantitativos. Dois anos depois, este novo sistema de Análise de Risco desenvolvido pelo JP Morgan foi lançado como um negócio independente com fins lucrativos, o RiskMetrics Group Inc. Em 2010, o RiskMetrics Group Inc. foi adquirido pelo MSCI Inc. (NYSE: MXB), um dos maiores líderes globais de ferramentas de suporte a decisões de investimentos, por aproximadamente US\$1.55 bilhões.

O cálculo do *VaR* (*Value at Risk*) é realizado da seguinte forma: dada a Distribuição de Probabilidades da Receita (Lucros/Perdas) do negócio em análise, podemos calcular o valor da abscissa que determina, por exemplo, um valor de área à direita, na curva de distribuição de probabilidades, de 95%. Esse valor de abscissa seria o $VaR_{95\%}$. Em outras palavras, o valor de abscissa $VaR_{95\%}$ determina que a probabilidade de ocorrer retornos maiores ou igual ao $VaR_{95\%}$ é de 95% de chance (Figura 3). E que a chance de ocorrer perdas maiores do que o valor de abscissa $VaR_{95\%}$ é de 5%.

Embora o *VaR* seja uma das métricas de risco mais populares e utilizadas, ela não apresenta nenhuma informação sobre a cauda da distribuição. Esta é uma das principais críticas à métrica *VaR*. Por exemplo, dois Portfólios podem ter exatamente o mesmo *VaR* de $\alpha\%$, mas distribuições muito diferentes além do nível de confiança de $\alpha\%$, conforme Figura 4.

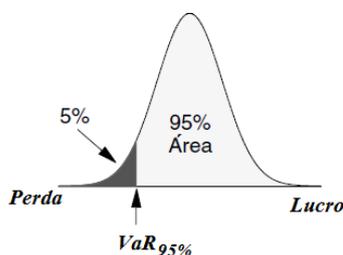


FIGURA 3 – *VaR*, Fonte: (3).

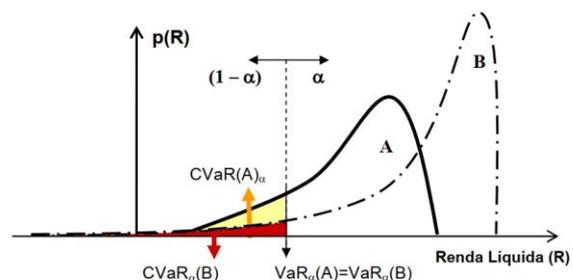


FIGURA 4 – Comparação entre *VaR* e *CVaR*, Fonte: (7).

Para responder às críticas feitas ao *VaR* foi criada a métrica *CVaR* (Conditional Value-at-Risk), também conhecida como “*Expected Shortfall*” (Déficit Esperado). Essa métrica é uma avaliação de risco que quantifica o valor esperado do déficit que o Portfólio possui. O *CVaR* é a média ponderada das perdas “extremas” na cauda da distribuição dos retornos possíveis, além do ponto de corte do valor em risco (*VaR*).

Se a Função Densidade de Probabilidade do Lucro/Perda de um Portfólio for dada por $f(x)$ e o *VaR* é o valor da abscissa no nível de confiança de α , então o cálculo do *CVaR* é o seguinte (8):

$$CVaR_{\alpha\%} = -\frac{1}{1-\alpha} \int_{-\infty}^{VaR_{\alpha\%}} (x * f(x)) dx$$

Uma das características mais comentadas sobre a métrica *CVaR* é sobre ela ser uma métrica de risco coerente, ou seja, ela possui a propriedade de subaditividade, que é uma propriedade matemática que a métrica *VaR* não possui. A subaditividade é basicamente uma maneira sofisticada de dizer que, o risco (Desvio Padrão) de dois Portfólios, após eles terem sido agregados, não deve ser maior do que a soma dos “riscos” individuais (9).

O objetivo principal do *CVaR* é quantificar o valor esperado das perdas ao qual a empresa pode estar submetida, considerando que a empresa determinou um nível de confiança de 95%. A Figura 4 ilustra bastante bem o conceito do *CVaR*. Vê-se na Figura 4 que as duas distribuições de probabilidades têm o mesmo *VaR*_{α%}, mas possuem *CVaR*_{α%} diferentes.

Normalmente os Gestores de Risco sempre querem saber o máximo possível sobre a cauda da distribuição. O *CVaR* traz alguma informação sobre isso, mas não toda informação. Além disso o *CVaR* é uma medida mais sensível aos valores da cauda da distribuição, tornando-a potencialmente instável aos valores dos “outliers” e fazendo com que os valores para o *CVaR* percam um pouco de significado prático para diferentes Distribuições de Probabilidades. O *VaR*, em compensação, não nos diz nada sobre a forma da cauda, mas é mais robusto para os “outliers”. Os Gestores de Risco devem, de forma imprescindível, entender esses “tradeoffs” entre as várias métricas de risco (8).

Para suplantiar as deficiências apresentadas pelas métricas *VaR* e *CVaR* está sendo apresentada neste artigo uma nova proposta de métrica de risco, batizada de *Multi Value at Risk (MVaR)*, ou múltiplas medidas de valores em risco. Esta métrica encontra-se fundamentada na realidade encontrada nas comercializadoras de energia elétrica no Brasil. Considera-se que esta seria uma métrica de risco vantajosa também para várias outras empresas cuja tomada de decisão tenha relação com finanças e suas incertezas associadas.

A Métrica *MVaR*, aqui proposta é um amálgama das várias métricas de risco tradicionalmente referenciadas na literatura especializada, sendo seu objetivo principal fazer com que o Gestor de Risco possa aplicar a métrica *MVaR* sem pensar em outros sentidos além daqueles com os quais convive no dia-a-dia.

A 1ª decisão (restrição) dentro da metodologia *MVaR* é perguntar-se qual a maior perda à qual a empresa está submetida devido à estratégia de comercialização que está sendo analisada, portanto:

$$\text{Máxima Perda Possível} < \text{Valor Limite de Perda}$$

Caso a estratégia de comercialização submeta a empresa à uma possível perda maior do que o capital social permite, de forma a levá-la à falência, ou caso a estratégia de comercialização submeta a empresa à uma perda, num horizonte de tempo determinado (mensal, trimestral ou semestral) maior do que o permitido pela área financeira, a métrica *MVaR* determina que esta estratégia de comercialização não é permitida. O *MVaR* já sinaliza aos tomadores de decisão que o 1º critério da métrica *MVaR* está sendo violado. Normalmente as perdas mensais ou trimestrais são bem abaixo do capital social e normalmente são determinadas de forma a prevenir uma aglomeração de prejuízos. Estes acúmulos devem ser evitados para que as perdas não se amontoem para além da capacidade de suporte da instituição. Essa 1ª valoração do *MVaR* assemelha-se à lógica do máximo arrependimento, mesmo que a probabilidade seja pequena.

Caso o “valor limite de perda” suportada pela Firma no horizonte de tempo determinado seja maior do que a máxima perda possível, para qualquer probabilidade, então passamos para o segundo critério de decisão.

Após a estratégia de Comercialização ter passado pela 1ª valoração de risco do *MVaR*, então a 2ª restrição é a seguinte:

$$\text{Valor Esperado do Ganho} > 3 * \text{Valor Esperado da Perda}$$

Ou seja, se uma determinada estratégia de Comercialização não tem o Valor Esperado do Ganho maior do que 3 vezes o Valor Esperado da Perda essa estratégia é descartada pela métrica *MVaR*. A questão de ser 3 vezes maior ou X vezes maior, é uma decisão da empresa, e só à ela compete determinar quantas vezes maior o Valor Esperado do Ganho deve ser em relação Valor Esperado da Perda. Essa 2ª valoração assemelha-se à medida Ômega, proposta por Keating e Shadwick (10).

Após a estratégia de Comercialização ter passado pelas 1ª e 2ª restrições do *MVaR*, então a 3ª valoração é a restrição que compara as estratégias de comercialização de forma a escolher a “melhor” estratégia para a firma:

$$\left(\frac{\text{Valor Esperado Total}}{\text{Desvio Padrão}} \right)_{\text{Estratégia-i}} > \left(\frac{\text{Valor Esperado Total}}{\text{Desvio Padrão}} \right)_{\text{Estratégia-j}}$$

A importância do “trade-off” entre retorno e risco (Valor Esperado Total da Distribuição de Probabilidades da Receita versus Desvio Padrão) sugere que a atração de uma estratégia de comercialização pode ser medida pela proporção de seu Retorno em relação ao Risco (Desvio Padrão). Esta métrica é comumente conhecida como “Sharpe Ratio” (11).

Para exemplificar a métrica *MVaR* são apresentadas 3 (três) Funções Densidade de Probabilidade (*fdp*) de Receita na Figura 5. Cada *fdp* é uma estratégia de comercialização diferente para um horizonte trimestral. Conforme as *fdp*'s apresentadas e considerando que o Valor Limite de Perda seja de R\$ 5.0 milhões, todas as *fdp*'s atendem a 1ª restrição. Todavia, a *fdp*₁ não atende a 2ª restrição do *MVaR*. Estão apresentadas na Tabela 1 os resultados para as *fdp*'s 2 e 3. Conforme explicado anteriormente, a melhor escolha de estratégia de comercialização para a detentora da Planta Híbrida seria a *fdp*₂.

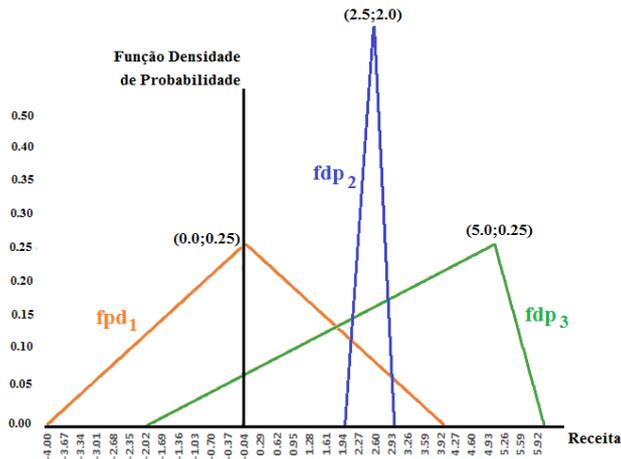


FIGURA 5 – Funções Densidade de Probabilidade de Receitas.

TABELA 1. – Resultados das 3 (três) Funções Densidade de Probabilidade

	Vmin	Vmax	Valor Esperado Total	Valor Esperado Perda	Valor Esperado Ganho	3ª Restrição
FUNÇÃO-2	2.0	3.0	2.5	0.0	2.5	12.24747
FUNÇÃO-3	-2.0	6.0	3.0	-0.0476183	3.047618	1.685857

3.0 - SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Os Sistemas de Armazenamento de Energia podem ser de vários tipos, desde as tradicionais pilhas dos aparelhos eletrônicos caseiros até sistemas para aplicação em grandes redes de energia elétrica no nível de transmissão. Nesta seção serão brevemente explicadas algumas das tecnologias de armazenamento de energia disponíveis comercialmente que estão sendo utilizadas ao redor do mundo, conforme Figura 6, e explicações mais aprofundadas são apresentadas para a tecnologia de Íon-Lítio.

Atualmente, o tipo mais comum de armazenamento de energia em sistemas de energia são as instalações hidroelétricas reversíveis, que já vem sendo utilizadas há mais de 50 anos. Basicamente, são usinas hidrelétricas que possuem a capacidade de bombear água para o seu reservatório, armazenando a energia na forma potencial. As desvantagens desta tecnologia são que as aplicações são tecnicamente viáveis apenas para algumas condições geológicas e de operação específicas, e ainda a dificuldade de obtenção de novas licenças ambientais para empreendimentos deste tipo. Devido a estes fatos, verifica-se um limite de crescimento maior para esta tecnologia.

Os Sistemas Volantes Livres (Flywheel) são dispositivos mecânicos rotativos usados para armazenar energia rotacional que pode ser ativada instantaneamente. No nível mais básico, um volante contém uma massa giratória no seu centro que é acionada por um motor - e quando é necessário gerar energia, a força de rotação aciona um dispositivo semelhante a uma turbina para produzir eletricidade, diminuindo a taxa de rotação. O volante é recarregado usando o motor para aumentar sua velocidade de rotação novamente.

Os supercapacitores (ou ultracapacitores) apresentam um layout semelhante às células eletroquímicas das baterias. A principal diferença entre os supercapacitores e as baterias reside no fato de que nenhuma reação química ocorre nas células, mas a energia é armazenada eletrostaticamente.

As Baterias de Fluxo são um tipo de bateria recarregável em que a capacidade de recarga é fornecida por dois componentes químicos dissolvidos em líquidos e separados por uma membrana. Uma das maiores vantagens das Baterias de Fluxo é que elas podem ser recarregadas quase que instantaneamente, substituindo o líquido eletrolítico,

ao mesmo tempo em que recuperam o material gasto para reenergização. Não obstante, as aplicações de baterias de fluxo ainda são em número pequeno (em escala global) e com operação relativamente recente.

Atualmente, as BIL's estão atraindo muita atenção e são vistas como soluções promissoras nos campos da eletromobilidade e da geração de energia renovável. Uma bateria converte energia elétrica em energia química potencial durante o carregamento e libera energia elétrica durante a descarga. As BIL's são consideradas como as baterias com o melhor custo benefício, pois conseguem armazenar três vezes mais energia do que uma bateria de níquel cádmio (ou NiCd). Uma BIL tem a capacidade de armazenar entre 100-250 Wh em um quilo de bateria (dependendo da tecnologia). Logo uma bateria com o mesmo peso, mas feita de níquel cádmio consegue armazenar cerca de 50 Wh (13).

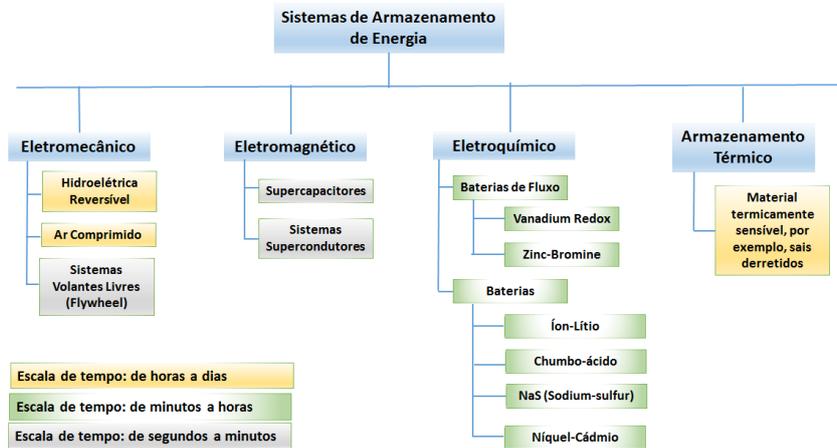


FIGURA 6 – Tecnologias de Sistemas de Armazenamento de Energia. Fonte: (12).

Ao participar dos mercados de eletricidade, os proprietários das BIL's devem se preocupar em que suas receitas cubram os custos de operação destes sistemas. Como o envelhecimento da ciclagem (cycle aging) das células da bateria representa uma parte substancial desse custo operacional, o custo da degradação da bateria deve ser considerado nas estratégias de comercialização. De fato, a degradação das BIL's ocorrerá durante a sua vida útil, devendo este custo ser considerado durante o desenvolvimento do projeto, seja na forma de um CAPEX adicional no início da utilização do sistema, ou ainda na forma de um custo de manutenção adicional para adicionar capacidade (MWh) ao sistema de armazenamento durante a vida útil do sistema. Os modelos de degradação de bateria que estão sendo desenvolvidos pretendem ser simples o bastante para poderem se integrar nos softwares de comercialização de energia e devem refletir como o mecanismo real de ciclagem impacta no envelhecimento da bateria. A Figura 7 apresenta a curva de degradação da Bateria NMC (lithium nickel manganese cobalt oxide) em função do nível de profundidade de descarga (DoD – Depth of Discharge). Esta curva de degradação foi obtida usando-se um método de ajuste de mínimos quadrados com base em dados experimentais (14).

Mesmo se a bateria não for usada, as células de íons de lítio envelhecem devido a processos químicos que ocorrem dentro da bateria, esta é a degradação chamada "vida calendário". Quanto mais alta a temperatura, mais rápido esses processos acontecem (Figura 8) (15). Entretanto, fatores como a temperatura podem ser mitigados com um projeto adequado do sistema de baterias. Já outros fatores dependem mais de como que as baterias estão sendo utilizadas. Exemplos destes fatores são a amperagem durante o processo de carregamento, ou seja, a velocidade de carga e descarga, e também a chama *energy throughput*, ou seja, a energia total descarregada por uma bateria, variável bastante relacionada com o número total de ciclos-equivalentes de carga e descarga aos quais a bateria está sujeita.

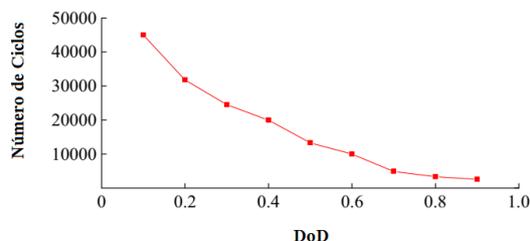


FIGURA 7 – Envelhecimento Cíclico, Fonte: (14).

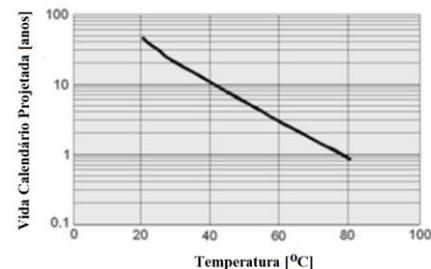


FIGURA 8 – Vida Calendário, Fonte: (15).

Um dos principais componentes das BIL's é o "*Battery Management System*" (BMS). O BMS é o primeiro nível de controle de um sistema de baterias e também é o sistema encarregado de realizar várias funções relacionadas à

aquisição de dados, monitoramento de estado, etc. Controlando todos estes aspectos, o BMS tem um papel importantíssimo na duração da vida útil da bateria. Em BMS's distribuídos, os BMS's individuais de cada bateria informam o BMS central sobre o SoC (State of Charge) e o SoH (State of Health) de cada pacote, e também sobre temperaturas, voltagens de célula e outros parâmetros. Com essas informações, o BMS central, apresentado na Figura 9, calcula setpoints individuais para melhorar o desempenho do sistema protegendo-o da degradação (12).

Nesta seção foram apresentadas as principais características de várias tecnologias de armazenamento. Atualmente, existe um extenso catálogo de tecnologias que abrange sistemas de diversas naturezas e com vários princípios operacionais. Não há sistema de armazenamento ideal - cada tecnologia é mais adequada para diferentes sistemas e para diferentes propósitos. Portanto, qualquer processo de seleção de tecnologia deve ser baseado em extenso estudo sobre as aplicações e as características técnicas desejadas.

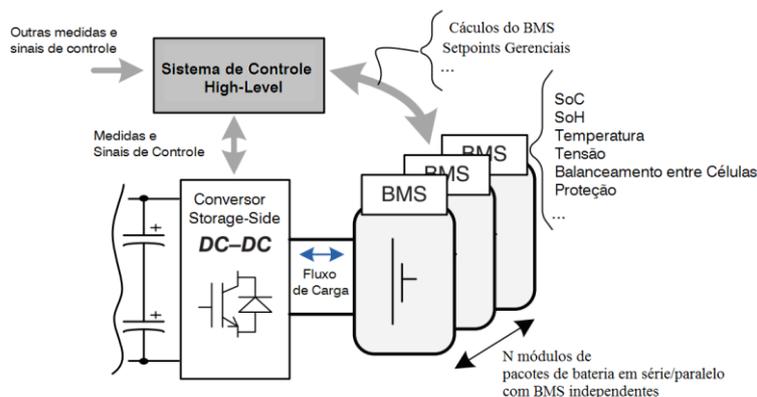


FIGURA 9 – Battery Management System (BMS). Fonte: (12)

4.0 - RESULTADOS

As simulações de Monte Carlo, para os casos analisados neste trabalho, utilizaram 5,000 cenários para os cálculos das análises de receita trimestral em base horária. Cada Cenário dessa Simulação de Monte Carlo é constituído de valores horários para 3 meses de geração fotovoltaica, eólica e PLD, totalizando $3 \times 30 \times 24 = 2,160$ valores triplos, para cada um dos 5,000 cenários. Cada um desses 2,160 dados triplos (geração fotovoltaica, eólica e PLD horários) são as variáveis de entrada para os cálculos na análise da receita trimestral da Planta Híbrida.

A operação da BIL utilizada neste artigo, determinada de forma a minimizar a degradação da vida útil, foi especificada da seguinte forma: 1) Se o PLD horário é menor do que 100.0 R\$/MWh, então a bateria armazena energia; e 2) Se o PLD horário é maior do que 300.0 R\$/MWh, então a bateria fornece energia elétrica. Não está sendo considerada neste trabalho nenhuma avaliação de análise de investimento da Planta Híbrida para determinar a remuneração do capital investido.

O sorteio de 21,600,000 valores horários de geração eólica e fotovoltaica da Planta Híbrida é realizado obedecendo-se à Distribuição de Probabilidades da Certificação da Produção Anual de Energia, tanto eólica quanto fotovoltaica, em seus aspectos de incerteza certificada. Evidentemente, os diferentes valores médios para as diferentes horas do dia são determinados para a época do ano para a qual a análise da receita trimestral está sendo realizada.

Os dados da Planta Híbrida utilizados nas simulações estão apresentados na Tabela 2.

TABELA 2. – Dados Técnicos da Planta Híbrida

Potência Instalada Eólica e Fotovoltaica	30.00	MWac para cada Planta
Garantia Física da Planta Eólica (baseada na média de longo prazo P90)	16.5	MWmed anual
Garantia Física da Planta Fotovoltaica (baseada média de longo prazo P50)	10.5	MWmed anual
Bateria de Íon-Lítio	9.0 / 3.0	MWh / MW
Eficiência de Carregamento / Descarregamento	95.0 / 90.0	%
Garantia de Vida Útil da BIL	3000 ciclos ou 10 anos	

O cálculo da Receita trimestral do empreendimento passa então a ser um cálculo da Distribuição de Probabilidades. O contrato de Compra/Venda utilizou neste trabalho uma sazonalização *FLAT*. As variáveis estocásticas de geração eólica e fotovoltaica horárias, e o PLD horário, utilizadas neste trabalho, foram consideradas com correlação significativa entre si em base horária para o trimestre utilizado nas simulações.

Na Tabela 3 estão apresentados os dados para os 4 (quatro) Casos de estudo. Em relação aos 4 (quatro) Casos de estudo desse trabalho foram adotadas diferentes Funções Gaussianas para representar a Distribuição de Probabilidade do PLD horário, conforme Tabela 3. Na Tabela 3 os Casos 1 e 2 tem um Desvio Padrão para cada valor médio horário do PLD de 25% e os Casos 3 e 4 possuem um Desvio Padrão de 5%. O objetivo destas várias Distribuições de Probabilidade é obter uma sensibilidade da métrica de risco *MVaR* em relação à variável estocástica PLD horário.

Nesses 3 meses, foi considerada a sazonalização da Garantia Física da Planta Híbrida à maior, conforme a 1ª coluna da Tabela 3. A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos para os 4 (quatro) Casos de estudo realizados neste trabalho. Para os Casos 1 e 2, o Caso 1 apresenta uma melhor métrica *MVaR* em comparação ao Caso 2. O Caso 1 apresenta na verdade um desempenho extremamente superior ao Caso 2, sendo a única diferença entre ambos a existência da BIL na Planta Híbrida. Conforme a Tabela 4 o Valor Esperado de Ganho para o Caso 2 aponta um valor muito inferior ao Valor Esperado da Perda, resultando em um Valor Esperado para a Distribuição de Probabilidades da Receita de R\$ -117,794.18. Esse Valor Esperado negativo conduz à uma 3ª Valoração *MVaR* negativa. Na Figura 10 são apresentadas as Distribuições de Probabilidade da Receita Trimestral para os Casos 1 e 2.

TABELA 3 – Resultados dos Casos de Estudo.

	Energia FLAT vendida	Preço de Venda da Energia	Incerteza do PLD	Incerteza da Geração EOL e FOTO	BESS
CASO 1	30 MWmed	155.0 R\$/MWh	25%	20%	com
CASO 2	30 MWmed	155.0 R\$/MWh	25%	20%	sem
CASO 3	40 MWmed	210.0 R\$/MWh	5%	20%	sem
CASO 4	40 MWmed	210.0 R\$/MWh	5%	20%	com

TABELA 4 – Valorações da Métrica *MVaR*.

	Máxima Perda (1ª Valoração)	Valor Esperado da Perda (VEP)	Valor Esperado do Ganho (VEG)	abs(VEG / VEP)	<i>MVaR</i> 2ª Valoração	<i>MVaR</i> 3ª Valoração
CASO 1	R\$ -129,455.20	R\$ -2,243.00	R\$ 84,181.75	37.53	VEG > 3 * VEP	0.67
CASO 2	R\$ -315,692.70	R\$ -118,271.70	R\$ 477.52	0.004	VEG < 3 * VEP	-1.01
CASO 3	R\$ 0.00	R\$ 0.00	R\$ 1,250,629.00	não se aplica	VEG > 3 * VEP	14.39
CASO 4	R\$ 0.00	R\$ 0.00	R\$ 1,392,833.00	não se aplica	VEG > 3 * VEP	17.63

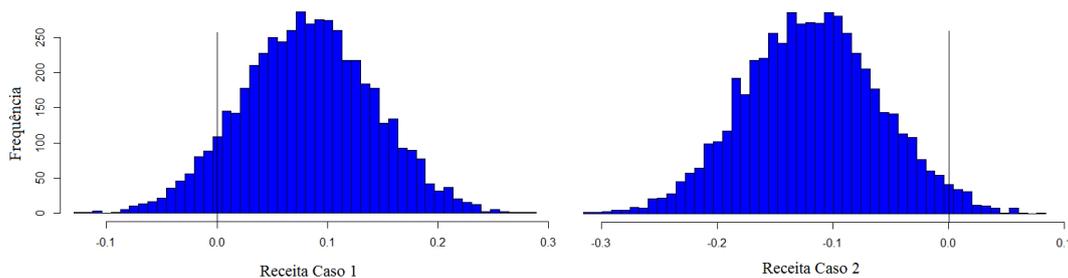


FIGURA 10 – Função Massa de Probabilidade para os Casos 1 e 2

Para os Casos 3 e 4, o Caso 4 apresenta uma melhor métrica *MVaR* em comparação ao Caso 3. Isto corrobora a expectativa de que a utilização da BIL pode melhorar o perfil de receita da Planta Híbrida. Na comparação entre os Casos 3 e 4 também foi modificada a incerteza das variáveis estocásticas do PLD horário tornando-o quase que estatisticamente determinado pelos valores médios. Conseqüentemente, e em função da estratégia de operação adotada para a BIL, a métrica *MVaR* para o Caso 4 não se mostrou muito superior à métrica *MVaR* para o Caso 3.

Considera-se, portanto, que os estudos necessários para o cálculo das receitas das Plantas Híbridas que possuem um BESS associado a fontes de geração de energia renovável devem ser específicos e voltados para a realidade dos mercados de energia elétrica aos quais serão inseridos.

5.0 - CONCLUSÕES

Para as premissas adotadas neste estudo e utilizando-se da métrica de risco *MVaR* observou-se que a BIL ajudou a melhorar o perfil de risco da comercialização da Planta Híbrida. Não foi considerado neste trabalho nenhuma avaliação de análise de viabilidade de investimento. Outras análises, tais como, estratégias de operação para suavização da geração renovável da Planta Híbrida também não foram consideradas. Sabe-se também que para uma regulação eficaz dos níveis de potência e SoH da BIL, é necessária uma estratégia de controle adequada. Neste trabalho foi considerada uma estratégia de controle baseada em valores de PLD horário de forma a reduzir o número de ciclos durante o trimestre, preservando a vida útil da bateria. Para futuros trabalhos os autores estão procurando simular outras estratégias de operação, e também outros tipos de comercialização, tais como, contratos com flexibilidade ou contratos que acompanhem a geração horária média das fontes renováveis e não sejam uma venda FLAT. Os autores consideram que como primeiro passo no entendimento do funcionamento de um BESS e suas estratégias de operação em base horária para comercialização de energia, esse trabalho apresenta-se extremamente

satisfatório. Principalmente porque o BESS vai tornar-se um negócio vantajoso no Brasil quando o PLD tornar-se horário e quando o Governo Brasileiro instituir Leilões para compra de capacidade, inércia sintética e outros serviços ancilares, como já acontece em outros países. Uma outra grande vantagem da ferramenta desenvolvida neste trabalho é poder habilitar o empreendedor de Plantas Híbridas a implementar uma gestão de Análise de Risco de forma objetiva, prática e direta, utilizando a nova métrica de risco *MVaR* proposta, na avaliação técnico-econômica dos seus projetos.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) – SODRÉ, E. PERRELLI, A. e CODECEIRA NETO, A. “**Tomada de Decisão em Projetos Eólicos: Algoritmos Metaheurísticos como Ferramenta para Alocação Ótima da Quantidade de Energia Vendida**”. XXIV SNPTTE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica. Curitiba-PR, Brasil. 22 a 25 de outubro de 2017.
- (2) – LEITE, L. e SODRÉ, E. “**Análise de Risco em Comercialização de Energia Elétrica**”. V.4. N.2. Edição Especial em Energias Renováveis. REPA - Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada. ISSN: 2525-4251. 2019. Disponível em: <http://revistas.poli.br/index.php/rep/issue/view/21>.
- (3) – COUTINHO, A. SODRÉ, E. CODECEIRA NETO, A. e LEITE, R. “**Estratégias de Contratação de Energias Renováveis utilizando Algoritmos Genéticos com Otimização Robusta**”. XIV SEPOPE - Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning. Recife-PE, Brasil. September 30th to October 3rd of 2018.
- (4) - R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>. 2016.
- (5) – MARKOWITZ, Harry. “**Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments**”. John Wiley. 1959.
- (6) – DOWD, K. “**Measuring Market Risk**”. Second Edition. Wiley. 2005.
- (7) – STREET, A. “**Equivalente Certo e Medidas de Risco em Decisões de Comercialização de Energia Elétrica**”. Doutorado em Engenharia Elétrica. PUC-RJ. 2008.
- (8) – MILLER, M. B. “**Quantitative Financial Risk Management**”. Wiley. 2019.
- (9) HULL, John C. “**Risk Management and Financial Institutions**”. Fifth Edition. Wiley. 2018.
- (10) KEATING, C. and SHADWICK, W. “**A Universal Performance Measure**”. Journal of Performance Measurement. Spring 2002.
- (11) BODIE, Zvi. KANE, Alex. and MARCUS, Alan J. “**Investments**”. McGraw-Hill Education. 11th Edition. 2017.
- (12) DÍAZ-GONZÁLEZ, F. SUMPER, A. GOMIS-BELLMUNT, O. “**Energy Storage in Power Systems**”. 1st Edition. Wiley. 2016.
- (13)- HESSE, Holger C. et al. “**Lithium-Ion Battery Storage for the Grid — A Review of Stationary Battery Storage System Design Tailored for Applications in Modern Power Grids**”. Energies 2017. 10, 2107. doi:10.3390/en10122107. Disponível em: <https://www.mdpi.com/journal/energies>.
- (14) - WANG, Y., ZHOU, Z., BOTTERUD, A. et al. “**Stochastic coordinated operation of wind and battery energy storage system considering battery degradation**”. J. Mod. Power Syst. Clean Energy. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s40565-016-0238-z>.
- (15) - KORTHAUER, Reiner. “**Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications**”. 1st Edition. Springer. 2018.

7.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Alex Coutinho Pereira (nascido em 22/08/1981 em João Pessoa - PB) – Possui Mestrado de Tecnologia da Energia na POLI-UPE (2019). Possui especialização em Geoprocessamento pela Faculdade IDEZ (2012) e Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande - UFCG (2008). Foi bolsista do acordo BRAFITEC na Escola Nacional Superior de Engenheiros de Sistemas Avançados e Redes (ESISAR), pertencente ao Instituto Nacional Politécnico de Grenoble (INPG), no ciclo 2004/2005. Trabalhou na Acumuladores Moura S.A. como Supervisor de Manutenção Industrial. Foi professor substituto do Instituto Federal de Pernambuco, campus Pesqueira. Atualmente é engenheiro da Chesf (Companhia Hidro Elétrica do São Francisco), onde trabalha desde 2011, tendo atuado nas áreas de eficiência energética e projetos de energias renováveis.

Eduardo Sodré, nascido em São José dos Campos, SP, em 1970. Possui Doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande em 2006 (Conceito CAPES 7) e Mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina em 1996 (Conceito CAPES 6). Tem experiência na área de Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica. Trabalha atualmente na CHESF (Companhia Hidroelétrica do São Francisco), desde 2002, na área de energias renováveis, tendo também realizado vários trabalhos nas áreas de planejamento da expansão da transmissão e expansão da geração. É professor da Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco - UPE desde 2008.

Rodrigo Salim, Possui graduação e mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (2006 e 2008, respectivamente) e doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (2011). Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência, atuando principalmente nos seguintes temas: localização de faltas, geração distribuída, sistemas de distribuição, oscilações eletromecânicas e impedância aparente. Trabalhou no Centro de Pesquisas Global da GE no Rio de Janeiro, GE Global Research Center, entre 2012 e 2017. Atualmente, é o Líder de Novas Tecnologias para a GE Grid Solutions na América Latina.

Marina Dantas, nascida em Recife, Pernambuco, em 1994. Graduanda em Engenharia Civil, com data de conclusão do curso em julho/2019 na UPE. Bolsa de excelência pelo BRAFITEC para 1 ano de graduação na França, na Escola Nacional de Engenheiros de Tarbes (ENIT) em 2016/2017. Possui 1 ano de experiência como analista de preços para comercializadora de energia no Mercado Livre.

Alcides Codeceira Neto (nascido em 23/06/1961 em Recife - PE) - Possui MSc e PhD em Engenharia Mecânica pela Cranfield University - Inglaterra, na área de Ciências Térmicas, é professor da Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco - UPE e Engenheiro da Assessoria de Pesquisa, Desenvolvimento e Inovação da CHESF.