

**30 de setembro a 4 de outubro**  
Ponta Grossa - PR - Brasil

## **PROPOSIÇÃO DE UM MODELO PROBABILÍSTICO: UMA ANÁLISE DOS LEILÕES DE ENERGIA DE RESERVA DA ANEEL**

## **PROPOSAL OF A PROBABILITY MODEL: AN ANALYSIS OF ANEEL'S RESERVE AUCTIONS**

### **ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS**

Antônio Vinicius Silva Caldas, UFBA, Brasil, aulasdefinancas@gmail.com

Antônio Francisco de Almeida da Silva Júnior, UFBA, Brasil, afranc13@gmail.com

### **Resumo**

Este estudo tem como objetivo desenvolver um modelo estatístico capaz de estimar a probabilidade de um projeto eólico entrar em atividade comercial, com base nos dados disponíveis nos leilões de energia de reserva da ANEEL ocorridos entre 2011 e 2015. Trata-se de um estudo quantitativo e exploratório no qual foram consideradas as informações de 150 empreendimentos. Utilizou-se a análise dos componentes principais (ACP) como ferramenta de identificação dos fatores que diferenciaram os projetos que foram capazes de gerar energia elétrica daqueles que fracassaram neste intento, bem como foi efetivada uma regressão logística para determinar a equação da probabilidade. A maioria dos projetos eólicos que tiveram probabilidade superiores a 60% de êxito entrou efetivamente em operação comercial.

**Palavras-chave:** Projetos de investimentos; Análise dos componentes principais; Regressão logística.

### **Abstract**

*This study aims at developing a statistical model capable of estimating the likelihood of a wind power project going into business based on data available at ANEEL's reserve energy auctions from 2011 to 2015. This is a quantitative and exploratory study where 150 wind power projects were analysed. Principal component analysis was used as a tool to identify the factors that differentiated the projects that were able to generate electricity from those that failed, as well as a logistic regression to determine the probability equation. The hypothesis raised by this study was accepted because most projects whose expected probabilities were greater than 60% effectively entered into commercial operation.*

**Keywords:** Investment projects; Principal components Analysis; Logistic regression.

## **1. INTRODUÇÃO**

A Lei 10.848, de 15 de março de 2004, estabeleceu a possibilidade da aquisição de energia de reserva, visando à manutenção da continuidade do fornecimento de energia elétrica ao Sistema

Integrado Nacional (SIN), através da contratação de empreendimentos destinados apenas a essa atividade e com uma atuação restrita ao ambiente de contratação regulado (ACR). Os projetos desses empreendimentos, de distribuição centralizada, são contratados por meio dos leilões de energia de reserva (LER), conforme disposto no Decreto 6.353, de 16 de janeiro de 2008, que formaliza o contrato de energia de reserva (CER) e o rateio dos custos dele decorrentes, as finalidades e as diretrizes da conta de energia de reserva (CONER), bem como as possíveis aplicações de penalidades, caso o empreendimento contratado descumpra no CER. O Decreto 9.019, de 30 de março de 2017, apresenta o mecanismo competitivo de descontração, como outra forma de penalidade.

Segundo a Agência Nacional de Consumidores de Energia (ANACE, 2017), o mecanismo competitivo de descontração teve como objetivo evitar que os custos decorrentes dos atrasos nos cumprimentos dos prazos por parte dos empreendimentos vencedores dos LER's viessem a gerar encargos para os consumidores finais. De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2019), durante o interstício de 2011 a 2015, foram realizados cinco LER's que possibilitaram a contratação de 150 empreendimentos eólicos. Desse quantitativo, o Despacho 2.254, de 26 de julho de 2017, exarado pela ANEEL, atesta que 85 estavam elegíveis à participação no mecanismo competitivo de descontração, tendo em vista que estavam com os CER's vigentes e não haviam iniciado a fase de operação em teste. Entretanto, o Instituto Acende Brasil (2017) salientou que apenas 16 efetivamente tiveram seus projetos descontraçados, os restantes conseguiram uma aditamento dos contratos, se submentendo ao pagamento das multas previstas no Decreto 6.353/2008.

De acordo com informações do Organizador Nacional do Sistema (ONS, 2019), considerando-se apenas os empreendimentos vencedores dos LER's ocorridos entre 2011 a 2015, até maio de 2019, 31,33% dos projetos de usinas eólicas não foram capazes de entrar em operação comercial, ou seja, não geraram energia elétrica, o que os tornou inviáveis.

Diante do exposto, levantou-se a seguinte questão norteadora: como elaborar um modelo estatístico capaz de estimar a probabilidade de um projeto eólico entrar em atividade comercial?

Este estudo objetiva desenvolver um modelo estatístico capaz de estimar a probabilidade de um projeto eólico entrar em atividade comercial, com base nos dados disponíveis nos leilões de energia de reserva da ANEEL ocorridos entre 2011 e 2015.

Neste sentido, foi levantada a hipótese de que maior parte dos projetos eólicos que apresentaram uma probabilidade superior a 60%, conforme modelo estatístico proposto neste estudo, entraram em operação comercial.

Vislumbra-se que este trabalho possa trazer como contribuição teórica e empírica a possibilidade de se ter uma estimativa das probabilidades de sucesso de um empreendimento gerador de energia eólica. Os resultados encontrados poderão servir como base na tomada de decisão de um empreendedor ao cogitar a possibilidade de participar de um leilão de energia de reserva da ANEEL, em complemento às abordagens de avaliação de projetos de investimento, a exemplo do valor presente líquido e da teoria das opções reais.

Além da presente introdução, este trabalho está dividido em quatro partes. A primeira traz o referencial teórico. A segunda apresenta a metodologia da pesquisa. A terceira faz a análise e discussão dos dados. A quarta destina-se às considerações finais.

## **2. REFERENCIAL TEÓRICO**

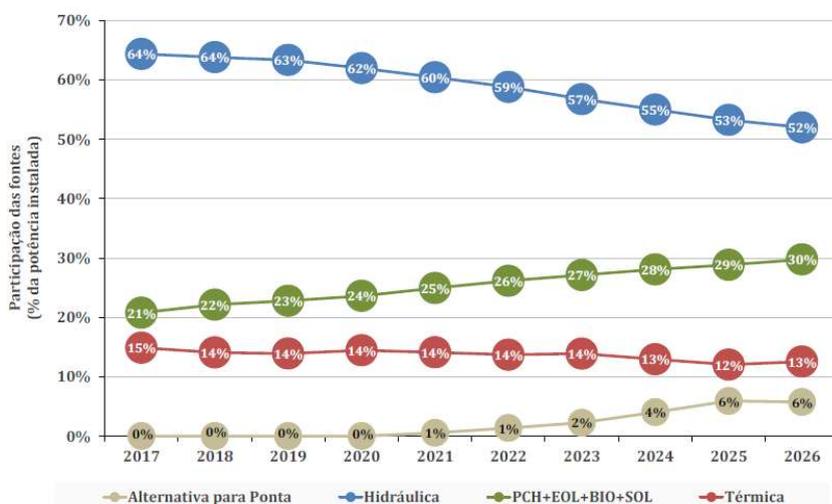
As energias renováveis se apresentam como uma solução bastante viável para os problemas ambientais, principalmente os associados à utilização de combustíveis fósseis, a exemplo do petróleo, gás mineral e o carvão, sendo esse último atualmente a principal forma de produção de energia elétrica, causando danos ao planeta devido à emissão de gases de efeito estufa (Agaton & Karl, 2018).

Apesar de contar com fontes bastante renováveis, a matriz energética brasileira possui uma forte participação da energia hidráulica (Nascimento, 2017). Segundo dados de Sawin (2017), o Brasil é o segundo país que mais investe em hidroelétricas, só perdendo para a China. As usinas hidroelétricas fornecem mais de 60% da energia elétrica que é consumida no Brasil, entretanto o ciclo das chuvas e a possibilidade no aumento da demanda são riscos que podem afetar o suprimento de energia (Ribeiro & Silva, 2016). Neste sentido, existe a importância de diversificar o portfólio por meio das tecnológicas renováveis, a exemplo da eólica e da fotovoltaica, a fim de evitar a dependência exclusiva da água (Cuervo & Botero, 2016). Essa diversificação foi um dos objetivos da Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2017) ao elaborar o Plano Decenal de Expansão de Energia 2026 (PDE 2026), conforme apresentado nas figura 1 a seguir:

FONTE <sup>(a)</sup>	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026
<b>RENOVÁVEIS</b>	<b>118.445</b>	<b>127.711</b>	<b>136.886</b>	<b>141.212</b>	<b>143.548</b>	<b>146.974</b>	<b>150.687</b>	<b>154.477</b>	<b>158.383</b>	<b>162.489</b>	<b>166.690</b>
HIDRO <sup>(b)</sup>	89.698	94.846	99.846	102.008	102.008	102.008	102.150	102.268	102.501	102.937	103.466
OUTRAS RENOVÁVEIS	28.747	32.865	37.040	39.204	41.540	44.966	48.538	52.209	55.882	59.552	63.223
PCH e CGH	5.820	6.052	6.270	6.393	6.658	6.658	6.958	7.258	7.558	7.858	8.158
EÓLICA	10.025	12.843	15.598	16.645	17.645	19.450	21.254	23.058	24.862	26.666	28.470
BIOMASSA <sup>(c)</sup>	12.881	13.010	13.182	13.506	13.577	14.199	14.666	15.234	15.802	16.368	16.936
SOLAR CENTRALIZADA	21	960	1.990	2.660	3.660	4.660	5.660	6.660	7.660	8.660	9.660

**Figura 1** – Evolução da capacidade instalada de fontes renováveis (Fonte: EPE, 2017, p. 102)

Na figura 1, observa-se que, ao se comparar 2016 com 2026, foi almejado um crescimento de 40,73% na capacidade instalada total das energias renováveis. Sendo 15,35% para as fontes controláveis e 119,93% para as não controláveis (pequenas centrais hidroelétricas - PCH, central geradora hidráulica – CGH, eólica, biomassa e solar centralizada). A figura 2 apresenta como está planejada a participação das fontes no PDE 2026.



**Figura 2** - Participação das fontes (Fonte: EPE, 2017, p. 78)

Conforme figura 2, por meio do PDE 2026, pretende-se diminuir a participação das fontes de energia hidráulicas e majorar as demais, com foco nas não controláveis que, em 2026, aumentarão as suas participações para 30% da matriz energética. De acordo com Sawin (2017), dos US\$ 279.8 bilhões investidos globalmente na geração deste tipo de energia, 38% e 57%, respectivamente, foram destinados a fontes eólicas e fotovoltaicas. Segundo Rodrigues, Perobelli e Vasconcelos (2017), existe uma complementariedade entre as usinas eólicas e as hidrelétricas, posto que os ventos mais fortes ocorrem nos períodos de menos chuvas

A energia eólica vem conquistando espaço na matriz energética brasileira e seus custos são competitivos em relação às outras tecnologias tradicionais na geração de energia, como o uso de termelétricas, apesar de ainda carecer de uma maior potência e variabilidade em sua produção (EPE, 2017). Além disso, acarreta um impacto ambiental menor do que a fotovoltaica e outras formas de energia limpa (Torinelli, Silva, & Andrade, 2018). É oportuno salientar que o Brasil é o maior mercado da América Latina na geração deste tipo de energia (Sawin, 2017).

Como uma forma de fomentar os investimentos em energia eólica e fotovoltaica, o governo brasileiro vem utilizando o *feed-in tariff* (Silva, Ribeiro, & Quintella, 2018). Esse é um sistema no qual toda a energia injetada na rede é remunerada por uma tarifa prêmio, de forma a garantir uma taxa interna de retorno satisfatória para os investidores (Nascimento, 2017). Segundo o Ministério de Minas e Energia (MME, 2009), isso ocorre porque essa tarifa prêmio tem um valor mais elevado do que o cobrado na rede pública, o que torna vantajoso vender para rede toda a energia que foi gerada. Segundo a Sawin (2017), o *feed-in tariff* é um componente vital no desenvolvimento de sistemas de energias renováveis de pequena escala em países em desenvolvimento.

Outra maneira de dinamização encontrada pelo governo é o financiamento de projetos a uma taxa de juros mais baixa (Silva et al. 2018). Existe ainda o incentivo fiscal e o financiamento público para fomentar a geração a energia eólica. Apesar do desafio, também é crescente o interesse privado em financiar esse tipo de energia (Torinelli et al., 2018). Por fim, destaca-se os leilões promovidos pela ANEEL por meio dos quais, apenas nos anos de 2011 e 2016, durante o interstício de 2011 a 2015, foram realizados cinco LER's que possibilitaram a contratação 150 projetos eólicos (ANEEL, 2019).

Os leilões são uma espécie de licitação por meio da qual ocorrem as contratações dos projetos de geração e transmissão de energia elétrica, e são compostos por três grandes grupos de energia: nova, existente e reserva. Esses grupos são subclasificados em A-1, A-3 e A-5, sendo que esses números representam o prazo que os projetos precisam entrar em funcionamento depois da realização dos certames (Silva et al. 2018).

De acordo com a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE, 2015), a energia de reserva é adicionada à oferta das usinas concedidas e autorizadas, após ser sido verificada a garantia de suprimento do SIN, e não pode ser revendida após a compra.

O Decreto 6.353, de 16 de janeiro de 2008, trata a energia de reserva da seguinte forma:

A energia de reserva será contratada mediante leilões a serem promovidos pela ANEEL, direta ou indiretamente, conforme diretrizes do MME. Entende-se por energia de reserva aquela destinada a aumentar a segurança no fornecimento de energia elétrica ao SIN, proveniente de usinas especialmente contratadas para este fim.

É oportuno destacar que a CCEE registra todos os contratos de comercialização de energia elétrica, independente do segmento, seja em um ambiente de contratação livre (ANL) ou em um ACR. É nesse último ambiente que ocorrem os leilões da ANEEL (Lima, 2018).

Com relação à energia eólica, os primeiros leilões ocorreram em 2009, tiveram um preço médio de R\$ 148,39/ MWh e serviram como modelo para os demais leilões do setor elétrico (Pinto, Martins, & Pereira, 2017). O governo federal também fomenta o desenvolvimento da geração deste tipo de energia por meio do financiamento subsidiado pelo Banco Nacional de Desenvolvimento (BNDES). Esse somatório de esforços garante a estabilidade nos preços e a compra da energia nos próximos vinte anos, o que minimiza o risco do negócio (Torinelli et al., 2018).

Os últimos LER's da ANEEL ocorreram em 2018 para contratação de 82 projetos, sendo 52 de usinas eólicas, nos grupos A-4 e A-6. Saliente-se que o MME editou a Portaria 293/2017, de 4 de agosto de 2017, ampliando os prazos dos leilões por meio dos grupos A-4 e A-6, pois os anteriormente concedidos não estarem sendo suficientes para o cumprimento efetivo do projeto (Lima, 2018).

### 3. METODOLOGIA

Este estudo, caracterizado como exploratório e quantitativo, objetivou desenvolver um modelo estatístico capaz de estimar a probabilidade de um projeto eólico entrar em atividade comercial, com base nos dados disponíveis nos leilões de energia de reserva da ANEEL ocorridos entre 2011 e 2015. Para tanto, fez uso da técnica da análise dos componentes principais (ACP), com posterior aplicação das componentes selecionadas em uma regressão logística. Considerou-se como bem-sucedidos, os projetos que foram capazes de entrar em atividade comercial até maio de 2019.

O motivo da escolha da ACP neste estudo é que ela é capaz de fazer a junção de elementos baseada na variação de suas características. Por meio da ACP, é possível verificar relações que não estavam muito claras entre as variáveis, o que amplia a capacidade de interpretação do conjunto observado (Oliveira & Oliveira, 2017).

A ACP é uma técnica estatística multivariada utilizada para redução da dimensionalidade de um conjunto de dados, de forma que a sua variabilidade seja preservada o máximo possível. Logo, os dados originais são dispostos em uma matriz de rotação, ou seja, transformados linearmente em um outro conjunto menor de variáveis escolhidas entre aquelas com a maior variância, de forma a capturar a essência dos dados originais, o que possibilita a análise conjunta de diversos fatores. Cada combinação linear corresponde a uma componente principal cujo o número total é igual à quantidade das variáveis utilizadas. A primeira componente principal é aquela que representa a maior variância de dados, ao passo que a segunda é perpendicular à primeira e abrange a segunda maior variância, e assim sucessivamente até que se chegue à última componente (Hongyu & Sandanielo, 2016; Jolliffe & Cadima, 2016).

Foram utilizadas as seguintes variáveis na ACP: investimento (INV), valor presente dos fluxos de caixa livre (VPE), megawatts-hora (MWh) e volatilidade (VOL). Essas variáveis foram as que se conseguiu extrair dos dados disponibilizados nos projetos de energia eólica vencedores nos certames da ANEEL. Por esse motivo, possíveis problemas com fornecedores, licenças ambientais e outras questões alheias aos dados inerentes aos resultados dos LER's não foram consideradas neste estudo. Para verificar se as variáveis selecionadas poderiam ser aplicadas na ACP, Lee (2014) recomenda a utilização prévia do teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e da esfericidade de Bartlett. Para Kaiser (1974), o KMO desejável é o superior a 0,7, podendo ser aceitas variáveis que gerem um KMO superior a 0,5. Hair, Black, Babin, Anderson, e Tatham (2010) esclarecem que a hipótese nula do teste Bartlett ( $H_0 =$  variáveis não são

intercorrelacionadas) deve ser rejeitada ( $p$ -valor  $< 5\%$  de significância). Para os autores, pelo menos algumas das variáveis devem ser correlacionadas.

Para a escolha da quantidade das componentes principais a serem retidas na ACP, utilizou-se o critério de Kaiser. Segundo Naik (2017), esse critério indica que só são relevantes as componentes principais que tenham os autovalores (eigenvalue) maiores do que 1, por apresentarem as maiores variâncias. Foram considerados como determinantes os autovetores (eigenvector) cujas cargas se apresentaram superiores a 0,5 em módulo, conforme orientado por Maskey, Fei e Nguyen (2018) e por Lai, Cheng e Yeung (2004).

É oportuno destacar que a matriz de rotação gerada na ACP é resolvida por meio de uma equação de autovetores e autovalores. Por autovetores se entende o resultado da multiplicação da matriz de rotação por uma matriz coluna (vetor) cujo resultado é um múltiplo desse mesmo vetor. Já os autovalores podem ser entendidos como a máxima variância que se busca nos dados originais para cada componente principal. Quanto maior o autovalor, maior o autovetor. Assim, na primeira componente principal se encontram o par dos maiores autovetores e autovalores. Outrossim, a segunda componente expressa o segundo maior par, e assim por diante (Jolliffe & Cadima, 2016).

Quanto à coleta de dados, este estudo fez uso de fontes secundárias oriundas de uma pesquisa documental, conforme ensinam Lakatos e Marconi (2010). Os resultados dos LER's da ANEEL são considerados de uso público e estão disponíveis no site <http://www.aneel.gov.br/leiloes>, onde foram identificados os projetos vencedores dos certames ocorridos entre 2011 e 2015, além dos valores dos investimentos, dos MWh e dos preços regulados para cálculo do VPE. Foi considerado que a equação utilizada para gerar as receitas de cada projeto seguia um movimento browniano, e que houve um gasto de 0,5% com manutenção, conforme indicado por Ribeiro e Silva (2016).

Durante a modelagem do fluxo de caixa livre, algumas premissas foram assumidas para o VPL. Esse foi calculado tradicionalmente, trazendo todo fluxo de caixa livre futuro para o presente através de uma taxa de desconto equivalente ao custo de capital próprio. Essa assumiu o percentual determinado pela Resolução Normativa n. 608 (ANEEL, 2014), ou seja, 12,34% a.a., sendo considerado o mesmo para todos os projetos. Com relação aos preços contratados em cada projeto, seguiu-se a determinação da Resolução Normativa n. 780 (ANEEL, 2017), ou seja, a sua atualização pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), durante 20 anos. Esses preços foram multiplicados pela produção anual, sendo essa diminuída anualmente pelas perdas de energia de 2,5% (Lindemeyer, 2018). As receitas ainda foram reduzidas pelo custo de manutenção de 0,5% e pelas despesas financeiras, conforme indicado por Silva e Ribeiro (2016). Vale ressaltar que a ANEEL (2012) considera que todos os projetos têm 50% de nível de endividamento e que os passivos onerosos são submetidos à mesma taxa de juros, ou seja, 9,81% a.a.

Para cada projeto, as volatilidades das opções reais foram calculadas usando o método de abordagem de incerteza proposto por Copeland e Antikarov (2001). Este método apresenta uma medida muito satisfatória de volatilidade e pode ser aplicável a qualquer tipo de investimento (Kim, Park & Kim, 2017, Haahtela, 2014).

Copeland e Antikarov (2001) sugerem que as seguintes etapas devem ser adotadas para o cálculo da volatilidade da TOR: a) considerar um valor presente no tempo zero ( $PV_0$  - o mesmo encontrado no cálculo do VPL); b) prosseguir com uma simulação de Monte Carlo; c) estimar o valor presente no tempo um ( $PV_1$ ) para cada simulação; d) dividindo cada  $PV_1$  por  $PV_0$ . d) estimar a volatilidade considerando-a igual ao desvio padrão do passo em “d”.

Na simulação de Monte Carlo, foram criados 10.000 cenários, considerando os desvios determinados pela Portaria n. 236 (ANEEL, 2014). Esses cenários ainda consideram as perdas de energia, custos de manutenção e despesas financeiras, conforme indicado anteriormente. Além disso, as variações da fonte (velocidade do vento) foram incluídas nas simulações. Amarante, Brower, Zack e Sá (2012) defendem considerar uma velocidade média do vento de 14,25% ao ano.

Para utilização da ACP, conforme orientado por Jolliffe e Cadima (2016), as variáveis volatilidade, investimento, VPE e MWh foram padronizadas a fim de corrigir as diferenças nas escalas, garantir que elas tivessem o mesmo peso e evitar a distorção no cálculo das variâncias. Para tanto, subtraiu-se cada variável de sua respectiva média e dividiu-se o resultado pelo desvio padrão. A variável objetivo (dependente) não foi considerada porque a ACP não é um algoritmo supervisionado.

Para composição do modelo, foram utilizados os princípios da regressão logística na qual as componentes principais definidas serviram como variáveis preditoras e a situação da usina (entrou em operação comercial - 1; não entrou em operação comercial - 0), como variável dependente.

A regressão logística é a mais simples forma de agrupamento supervisionado, encontrando ampla aplicação em modelos dicotômicos (Kim, Chi, & Kim, 2018; Spratt, Ju & Brasier, 2013). Na visão de Hair et al. (2010), trata-se de uma combinação da regressão múltipla com a análise discriminante. Entretanto, diferentemente da regressão múltipla, a variável dependente da regressão logística é não-métrica. Além disso, o fato de poder aceitar diferentes tipos de preditores (métricos e não métricos), não necessariamente distribuídos normalmente, é o que a diferencia da análise discriminante.

O método de classificação utilizado para proceder à regressão logística foi o Logit. De acordo com Klieštík, Kočíšová e Mišanková (2015), essa é a função normalmente empregada na predição da probabilidade de um evento ocorrer ou não. Corroborando essa assertiva, Bello, Oguntolu, Adetutu e Ojedokun (2016), esclarecem a que função Logit pode ser entendida como o logaritmo natural da razão das probabilidades de ocorrência da variável dependente.

A equação da regressão logística, resolvida por estimativa de máxima verossimilhança, tem a seguinte forma:

$$\ln \left[ \frac{p}{1-p} \right] = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \quad (1)$$

Para verificar se houve algum erro na especificação das variáveis da equação (1), fez-se uso do teste de Tukey-Pregibon, conforme orientado por Hilbe (2011). Neste teste são criadas duas variáveis chamadas de “\_hat” e “\_hatsquared”. Essa última deve ser estatisticamente insignificante a 5% para que as variáveis da equação (1) sejam bem especificadas. A fim de comprovar se o modelo proposto estava ajustado, foi aplicado ao mesmo o teste de Hosmer-Lemeshow, conforme proposto por Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013). Segundo os autores, o modelo estará ajustado caso a hipótese nula, de que todos os coeficientes são nulos, seja rejeita a 5% de significância.

O modelo proposto neste estudo foi válido por meio de um processo de reamostragem chamado de *bootstrap* não paramétrico. Segundo Cameron e Trivedi (2009), este método é indicado quando não conhece a distribuição condicional da variável dependente. Para os autores, no mínimo 50 replicações são necessárias, sendo esse a quantidade de reamostragem utilizada neste estudo. De acordo com Adjei e Karim (2016), o modelo será considerado válido quando

o intervalo de confiança e o erro padrão gerados na reamostragem tiverem valores aproximados dos gerados na regressão logística original. Para cálculo da probabilidade, fez-se uso da formulação proposta por Platt (1999):

$$Probabilidade = \frac{1}{1 + e^{(-\beta_0 - \beta_1 V_1 - \dots - \beta_n V_n)}} \quad (2)$$

Por fim, foi aplicada uma matriz de confusão relacionando os modelos de probabilidades criados com as efetivas entradas em operação comercial dos projetos de usinas, objetivando mensurar a acurácia dos mesmos. Para tanto, adotou-se os seguintes pressupostos: Modelo Proposto = 1 (projetos com probabilidade superior a 60%) e Modelo Proposto = 0 (projetos com probabilidade inferior a 60%).

A planilha Excel foi utilizada para a efetivação do cálculo e a padronização das variáveis. O tratamento estatístico foi realizado por meio do software Stata 16.

#### 4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesta seção, são apresentados os modelos propostos para o cálculo da probabilidade de um projeto de usina eólica entrar em atividade comercial. Este modelo está ancorado em uma regressão logística cuja variável dependente é a transformação do projeto em usina, ou seja, a entrada (1) ou não (0) em atividade comercial. Os preditores da regressão foram determinados por meio análise dos componentes principais.

Inicialmente foram realizados os testes Bartlett de esfericidade e da adequação da amostra de KMO nos projetos eólicos. O software Stata 16 retornou um p-valor não significativo estatisticamente a 5%, o que refuta a hipótese nula. Logo, as variáveis escolhidas são colineares e não são oriundas de uma matriz de identidade. O teste KMO no valor de 0,709 atende ao sugerido por Kaiser (1974) para adequação das variáveis, tornando as mesmas válidas para serem aplicadas na ACP. Deste modo, procedeu-se aos cálculos dos autovalores e os autovetores das componentes principais, conforme Tabelas 1 e 2, respectivamente.

COMPONENTES	AUTOVALORES	DIFERENÇA	PROPORÇÃO	ACUMULADO
Comp1	2,465070	1,599150	61,63%	61,63%
Comp2	0,865921	0,399369	21,65%	83,27%
Comp3	0,466552	0,264099	11,66%	94,94%
Comp4	0,202453	-	5,06%	100,00%

**Tabela 1** - Autovalores – Projetos de usinas eólicas

VARIÁVEIS	COMP1	COMP2	COMP3	COMP4	NÃO EXPLICADO
VOL	-0,2979	0,9466	0,0929	0,0812	0
INV	0,5553	0,2736	-0,4358	-0,6533	0
VPE	0,5162	0,0870	0,8473	-0,0900	0
MWh	0,5800	0,1468	-0,2891	0,7473	0

**Tabela 2** - Autovetores – Projetos de usinas eólicas

Com pode ser visto na Tabela 1, das quatro componentes principais geradas na ACP, apenas uma atendeu ao critério de Kaiser, ou seja, foi superior a 1. Essa componente consegue captar 61,63% da variância dos dados originais. Desde modo, as componentes 2, 3 e 4 foram descartadas.

Na Tabela 2, a componente principal 1 (Comp1) mostra que a volatilidade adota uma postura contrária às demais variáveis, apesar de ter uma carga pouco significativa (menor que 0,5 em módulo). Isso significa que quanto maiores forem os demais atributos, menor será a volatilidade. Os atributos MWh, investimento e VPE foram os que apresentaram as maiores capacidade de explicação da variância, com cargas de 0,5800, 0,5563 e 0,5162, respectivamente. Assim, os projetos eólicos que possuíam essas três variáveis com valores mais elevados foram aqueles que mais se diferenciaram dentre os analisados. Por isso, denominou-se a Comp1 de “Maior Geração com Mais Riqueza - MGMR”.

Os escores de cada projeto eólico podem ser encontrados a partir da ponderação de cada variável por sua respectiva carga de autovetor, conforme equação (3).

$$\text{MGMR} = -0.2979 \times \text{VOL} + 0.5553 \times \text{Investimento} + 0.5162 \times \text{VPE} + 0.58 \times \text{MWh} \quad (3)$$

A componente MGMR, que difere para cada projeto, passa a ser a variável preditora no modelo logístico proposto cujo resultado é apresentado na Tabela 3.

SITUAÇÃO	COEFICIENTES	DESVIO PADRÃO	Z	P>Z	INTERVALO DE CONFIANÇA (95%)
MGMR	1.269446	0.2068823	6.14	0	0.8639637 - 1.674927
Constante	1.158784	0.2478991	4.67	0	0.6729104 - 1.644657

**Tabela 3-** Resultado regressão– Projetos de usinas eólicas

Foram necessárias quatro interações para estimar o modelo. Com base na Tabela 3, pode-se constatar que a variável preditora MGMR é estatisticamente significativa no modelo, tendo em vista que o seu p-valor foi inferior a 5%. Pelo teste Z, a preditora se apresentar como um fator que afeta positivamente a probabilidade do projeto de usina ser bem-sucedido. Isso pode ser constado de forma mais clara pelo efeito marginal apresentado na Tabela 4.

VARIÁVEL	DY/DX	DESVIO PADRÃO	Z	P>Z	INTERVALO DE CONFIANÇA (95%)
MGMR	0.2308115	0.03855	5.99	0	0.155246 - 0.306377

**Tabela 4 -** Efeito marginal– Projetos de usinas eólicas

Com base na Tabela 4, fica evidenciado queo fato de um projeto de usina ter a preditora MGMR positiva, ou seja, ser capaz de gerar maiores fluxos de caixa em um ambiente de menos incerteza, aumenta as suas probabilidades de entrar em operação comercial em 23,08%.

Os teste de Tukey-Pregibon e de Hosmer–Lemeshow, são apresentados nas Tabelas 5 e 6.

SITUAÇÃO	COEFICIENTES	DESVIO PADRÃO	Z	P>Z	INTERVALO DE CONFIANÇA (95%)	
_hat	0.952001	0.1598677	5.95	0	0.6386661	1.265336
hatsq	0.0674464	0.0660891	1.02	0.307	-0.062086	0.1969787
constante	-0.1295678	0.2835041	-0.46	0.648	-0.6852256	0.42609

**Tabela 5** - Teste de Tukey- Pregibon– Projetos de usinas eólicas

TESTE HOSMER- LEMESHOW	
Número de Observações	150
Número de grupos	10
Hosmer-Lemeshow chi2(8)	10.09
Prob > chi2	0.2588

**Tabela 6** - Teste de Hosmer-Lemeshow – Projetos de usinas eólicas

De acordo com o teste de Tukey- Pregibon, o fato da variável “\_hatsq” ser estatisticamente significativa a 5% atesta não houve erros na especificação das variáveis da equação. O mesmo correu com o teste Hosmer-Lemeshow, tendo em vista que a estatística “Prob>chi2”, refutando a hipótese de nulidade de todos os coeficientes.

Deste modo, restou a realizar a validação do modelo, por meio do processo de *bootstrap*, conforme Tabela 7.

SITUAÇÃO	COEFICIENTES OBSERVADOS	ERRO PADRÃO BOOTSTRAP	Z	P>Z	INTERVALO DE CONFIANÇA (95%)	
MGMR	1.269446	0.2258002	5.62	0.0000	0.8268853	- 1.712006
constante	1.158784	0.2261279	5.12	0.0000	0.7155811	- 1.601986

**Tabela 7** - Validação do modelo pelo processo de *bootstrap* – Projetos de usinas eólicas

Neste processo de *bootstrap*, foram realizadas 50 replicações na amostra. Ao se comparar as Tabelas 3 e 7, pode-se contatar que os intervalos de confianças e os erros padrões da variável MGMR gerados na reamostragem tiveram valores aproximados dos gerados na regressão logística original. Com base nisto, pode-se considerar que o modelo é estatisticamente válido.

Deste modo, o modelo de probabilidade dos projetos eólicos (MPE) proposto para os projetos de usinas eólicas pode ser expresso na seguinte equação.

$$MPE = \frac{1}{1 + e^{(-1,158784 - 1,269446)}} \quad (4)$$

O MPE foi submetido a todos os 150 projetos eólicos a fim de verificar se a hipótese levantada neste estudo poderia ser acatada, ou seja, que maior parte dos projetos eólicos que apresentaram uma probabilidade superior a 60%, conforme modelo estatístico proposto neste estudo, entraram em operação comercial. Para tanto, criada uma matriz de confusão que identificou os

projetos da seguinte forma: MPE= 1 (projetos com probabilidade superior a 60%) e MPE=0 (projetos com probabilidade inferior a 60%). A Tabela 8 apresenta os resultados encontrados.

MPE	OP. COMERCIAL		TOTAL
	0	1	
0	34	16	50
1	13	87	100
Total	47	103	150

**Tabela 8** - Matriz de confusão dos projetos eólicos

Com base na Tabela 8, pode-se verificar que dos 103 projetos eólicos que entraram em operação comercial, 87 possuíam um MPE acima de 60%. Assim, a hipótese levantada neste estudo foi acatada. Entretanto, houve 13 projetos nesta mesma situação que não entraram em operação comercial. Para os projetos com MPE menor que 60%, apenas 16 obtiveram êxito, sendo que 34 fracassaram. Deste modo, pode-se atestar uma acurácia de 80,67% no modelo.

## 5. CONCLUSÃO/CONTRIBUIÇÃO

Este estudo desenvolveu um modelo estatístico para estimar a probabilidade de um projeto eólico entrar em atividade comercial, utilizando os dados disponíveis nos leilões de energia de reserva da ANEEL, ocorridos entre 2011 e 2015. Foi comprovada a hipótese de que a maior parte dos projetos eólicos que apresentaram uma probabilidade superior a 60% entraram em operação comercial.

Entende-se que a maior contribuição deste estudo desenvolvido um modelo probabilístico com uma acurácia de 80,67%. Para futuros estudos, recomenda-se utilizar outros meios de regressão, a exemplo do *support vector machine*.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adjei, I. A., & Karim, R. (2016). An Application of Bootstrapping in Logistic Regression Model. *Open Access Library Journal*, 3(09), 1.
- Agaton, C. B., & Karl, H. (2018). *A real options approach to renewable electricity generation in the Philippines*. *Energy, Sustainability and Society*, 8(1), 1.
- Agência Nacional de Energia Elétrica. (2014). Resolução Normativa nº 608, de 25 de março de 2014. Recuperado de <http://www2.aneel.gov.br>.
- Agência Nacional de Energia Elétrica. (2017). Resolução Normativa nº 780, de 25 de julho de 2017. Recuperado de <http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes>.
- Agência Nacional de Energia Elétrica. (2019). Informações do setor elétrico. Recuperado de <http://www.aneel.gov.br>.
- Agência Nacional de Consumidores de Energia. (2017). Descontratação de energia terá corte de multas. Recuperado de <http://www.anacebrasil.org.br>.
- Amarante, O. A. C., Brower, M., Zack, J., & Sá, A. L. (2012). Atlas do Potencial Eólico Brasileiro (Ministério de Minas e Energia, Brasília, Brasil).

- Bello, A. O., Oguntolu, F. A., Adetutu, O. M., & Ojedokun, J. P. (2016). Application of Bootstrap Re-sampling Method to a Categorical Data of HIV/AIDS Spread across different Social-Economic Classes. arXiv preprint arXiv:1609.07806.
- Câmara de Comercialização de Energia Elétrica. (2015). Infoleilão. 8º Leilão de Energia de Reserva. n. 16. Recuperado de <http://www.ccee.org.br>.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2009). Microeconometrics using stata. Indicator, 2, 47.
- Copeland, T., & Antikarov, V. (2001). *Real options*. New York: Texere.
- Cuervo, F. I., & Botero, S. B. (2016). *Wind power reliability valuation in a Hydro-Dominated power market: The Colombian case*. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 1359-1372.
- Decreto nº 6.353, de 16 de janeiro de 2008. Regulamenta a contratação de energia de reserva. Recuperado de <http://www.planalto.gov.br>.
- Decreto nº 9.019, de 30 de março de 2017. Dispõe sobre a descontração de energia de reserva mediante realização de mecanismo competitivo. Recuperado de <http://www.planalto.gov.br>.
- Despacho 2.254, de 26 de julho de 2017. Torna público a relação de empreendimentos de geração elegíveis à participação no mecanismo competitivo de contratação. Recuperado de <http://www.aneel.gov.br>.
- Empresa de Pesquisas Energéticas. (2011). Plano Nacional de Expansão de Energia 2011-2020. Brasília: Ministério de Minas e Energia. Recuperado de <http://www.epe.gov.br>.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2010). *Multivariate data analysis 7th Edition*. Pearson Prentice Hall. New Jersey.
- Hilbe, J. M. (2011). Negative binomial regression. Cambridge University Press.
- Hongyu, K., Sandanielo, V. L. M., & Oliveira-Junior, G. J. (2016). *Principal component analysis: theory, interpretations and applications*. *Eng. Sci*, 5, 1-8.
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied logistic regression (Vol. 398). John Wiley & Sons.
- Instituto Acende Brasil. (2017). Análise do leilão de descontração. Recuperado de <http://www.acendebrasil.com.br>.
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). *Principal component analysis: a review and recent developments*. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 20150202.
- Kaiser, H. F. (1974). *An index of factorial simplicity*. *Psychometrika*, 39(1), 31-36.
- Kim, D., Chi, S., & Kim, J. (2018). Selecting network-level project sections for sustainable pavement management in Texas. *Sustainability*, 10(3), 686.
- Kim, K., Park, H., & Kim, H. (2017). *Real options analysis for renewable energy investment decisions in developing countries*. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 918-926.
- Klieštík, T., Kočišová, K., & Mišanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia economics and finance*, 23, 850-855.
- Lai, K. H., Cheng, T. E., & Yeung, A. C. (2004). *An empirical taxonomy for logistics service providers*. *Maritime Economics & Logistics*, 6(3), 199-219.
- Lakatos, E. M., & MARCONI, M. (2010). de Andrade. Fundamentos de metodologia científica: Técnicas de pesquisa, 7.
- Lee, G. (Ed.). (2014). *E-Commerce, E-Business and E-Service*. CRC Press.
- Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004. Dispõe sobre a comercialização de energia e toma outras providências. Recuperado de <http://www.planalto.gov.br>.
- Lima, R.C. (2018) A indústria de aerogeradores e o desenvolvimento regional: Perspectivas de consolidação na Bahia. 2018. (Dissertação de Mestrado em Engenharia Industrial) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial, Universidade Federal da Bahia, Salvador, BA, Brasil. Recuperado de <https://repositorio.ufba.br/ri/handle/ri/26300>.

- Lindemeyer, R. M. (2018). Aplicação da teoria de opções reais na avaliação de um complexo eólico. (Dissertação Mestrado em Economia). Escola de Economia de São Paulo. Fundação Getúlio Vargas, São Paulo. Recuperado de <http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/24787>
- Maskey, R., Fei, J., & Nguyen, H. O. (2018). *Use of exploratory factor analysis in maritime research. The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 34(2), 91-111.
- Ministério de Minas e Energia. (2009). Relatório de grupo de trabalho de sistemas fotovoltaicos. Recuperado de <https://www.mme.gov.br>.
- Naik, G. R. (Ed.). (2017). *Advances in Principal Component Analysis: Research and Development*. Springer.
- Nascimento, R. L. (2017). Energia solar no Brasil: situação e perspectivas. *Camara dos Deputados. Brasil., Tech. Rep.*
- Oliveira, E. M., & Oliveira, F. L. C. (2017). Padrões de variabilidade em vazões afluentes a usinas hidrelétricas e associações com massas de ar. *Cadernos do IME-Série Estatística*, 18.
- Organizador Nacional do Sistema. (2019). Boletim mensal de geração de energia. Recuperado de <https://www.ons.gov.br>.
- Pereira, E. B., Martins, F. R., ABREU, S. L. & RUTHER, R. (2006) Atlas Brasileiro de Energia Solar. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.
- Pinto, L. I. C., Martins, F. R., & Pereira, E. B. (2017). O mercado brasileiro da energia eólica, impactos sociais e ambientais. *Ambiente & Água-An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 12(6), 1082-1100.
- Platt, J. (1999). Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods. *Advances in large margin classifiers*, 10(3), 61-74.
- Ribeiro, S.S., & Silva, A.F.A., Jr. (2016). Avaliação de Políticas Promovidas pela ANEEL para Incentivo da Geração de Energia Elétrica por Fonte Solar. Anais do Encontro da Associação dos Programas de pós-Graduação em Administração – ENANPAD. Costa do Sauípe, BA, Brasil, 16.
- Rodrigues, L. B., Perobelli, F. F. C., & Vasconcelos, S. (2017). Geração de energia eólica no Brasil: um investimento viável?. *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, 17(2).
- Sawin, J. (2017). *Renewable energy policy network for the 21st century renewables 2017 global status report. REN21 Secretariat: Paris, France*, 1-302.
- Silva, A.F.A., Jr., Ribeiro, S. S., & Quintella, V. M. (2018, junho). *Evaluation of Brazilian Auctions for Photovoltaic Projects Using Traditional and Real Option Approaches*. SSRN Electronic Journal. Recuperado de <https://www.researchgate.net/publication/323704278>.
- Souza, A. P. (2017). Aplicação da Teoria de Opções Reais na análise de investimento em geração de energia elétrica a partir de madeira de eucalipto. (Tese de Doutorado em Ciências Florestais) - Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade de Brasília, Brasília, DF, Brasil. Recuperado de <http://repositorio.unb.br/handle/10482/23907>.
- Spratt, H., Ju, H., & Brasier, A. R. (2013). A structured approach to predictive modeling of a two-class problem using multidimensional data sets. *Methods*, 61(1), 73-85.
- Torinelli, V. H., Silva, A.F.A., Jr., & Andrade, J. C. S. (2018). Wind power energy in Brazil: public financing and future perspectives. *Latin American Journal of Management for Sustainable Development*, 4(1), 41-54.