

## Os indicadores da distribuição e a percepção de qualidade no fornecimento sob o ponto de vista do consumidor residencial de energia elétrica

Leonardo Yuji Ishizaki\* Juliani Chico Piai\*\*  
Maria Bernadete de Moraes França\*\*\*

\* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Londrina - PR - Brasil, (e-mail: leonardo.ishizaki@uel.br).

\*\* e-mail: jpiai@uel.br .

\*\*\* e-mail: mbmoraes@uel.br .

---

**Abstract:** Certain companies in Brazilian's electricity distribution sector have deficiencies in relation to the power quality, highlighted by the high values of their distribution indicators and, consequently, financial compensation paid to consumers for violating the so-called continuity goals. Given this motivation, this paper proposes a multiple linear regression model to assess the impact of distribution indicators on the ANEEL Consumer Satisfaction Index. For the data structure of the model, panel data was used for 26 utilities during the period 2010 to 2019. The results obtained with the panel data model indicate that, of the variables tested, only one does not have statistical significance with the model, obtaining parameters that can indicate among the distribution indicators adopted, which have the greatest impact on consumer satisfaction.

**Resumo:** Determinadas empresas do setor elétrico brasileiro de distribuição apresentam deficiências em relação à qualidade de fornecimento de energia elétrica, salientadas pelos altos valores de seus indicadores da distribuição e, conseqüentemente, compensações financeiras pagas aos consumidores pela transgressão das chamadas metas de continuidade. Dada essa motivação, o presente trabalho propõe um modelo de regressão linear múltipla para avaliar o impacto dos indicadores da distribuição no Índice ANEEL de Satisfação do Consumidor. Para a estrutura de dados do modelo, foram utilizados 26 concessionárias durante o período de 2010 a 2019. Os resultados obtidos com o modelo de dados em painel apontam que, das variáveis testadas, apenas uma não possui significância estatística com o modelo, obtendo parâmetros que possam indicar, entre os indicadores da distribuição adotados, quais são os de maior impacto na satisfação do consumidor.

*Keywords:* Multiple linear regression; Power quality; Panel data; Distribution indicators; Consumer satisfaction;

*Palavras-chaves:* Regressão linear múltipla; Qualidade de energia; Dados em painel; Indicadores de distribuição; Satisfação do consumidor;

---

### 1. INTRODUÇÃO

No cenário elétrico mundial, dada a inexistência de formas economicamente acessíveis de se armazenar energia elétrica, é fundamental um equilíbrio entre a produção de energia elétrica e o seu consumo. As interrupções no fornecimento de energia elétrica são responsáveis por diversos prejuízos, mesmo falhas de duração de minutos podem ser nocivas quando não programadas e devidamente comunicadas. Desta forma, a qualidade no fornecimento de energia elétrica é um importante conceito voltado ao planejamento e operação do setor elétrico, sendo avaliada por três dimensões: confiabilidade, conformidade e presteza do serviço. (BRASIL, 2014)

O Instituto Acende Brasil, analisando a qualidade do fornecimento de energia elétrica, apresentou uma importante consideração à respeito do PIB no Brasil. Ele aponta que apenas 2,2% do PIB do País são correspondentes

ao setor elétrico. Entretanto, a falta de energia tem um impacto muito maior sobre essa porcentagem, dado que a eletricidade é um insumo básico para a produção de bens de consumo, sendo utilizada em praticamente todos os setores da economia. Por isso, locais que sofrem com ausência do fornecimento de energia elétrica são desviados do progresso. Assim como a ausência do fornecimento, a duração e a frequência de suas interrupções também são indicadores de prejuízo. (BRASIL, 2014)

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), responsável pela regulação e fiscalização dos serviços de energia elétrica, em sua Resolução Normativa Nº 24, de 27 de Janeiro de 2000, introduziu sanções aplicadas as concessionárias em casos de transgressão das metas de continuidade (ANEEL, 2000a). Além disso, a criação dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) auxiliou na fiscalização das metas de continuidade (ANEEL, 2008). Segundo da Silva et al.

(2014), a inserção do PRODIST promoveu uma redução dos indicadores de continuidade.

A ANEEL estabeleceu ainda o indicador IASC - Índice ANEEL de Satisfação do consumidor, com os seguintes objetivos: avaliar o grau de satisfação com as concessionárias de distribuição de energia elétrica, sob a perspectiva dos usuários residenciais; auxiliar na fiscalização da qualidade de serviço; permitir uma comparação entre as concessionárias; divulgar tais informações para a população (ANEEL, 2000b).

Além disso, as empresas de distribuição que não se atualizaram a este novo cenário do mercado de energia elétrica sofrem com altos valores das multas aplicadas. A tabela 1 apresenta os valores das compensações financeiras pagas nos últimos 10 anos, das cinco concessionárias que mais pagaram compensações.

Tabela 1. Compensações financeiras pagas no período de 2010 até 2019. (Dados disponibilizados pela ANEEL)

Concessionária	Valor das compensações financeiras pagas (R\$)
CELG	668.833.393,50
ELETROPAULO	504.539.154,00
CEMIG	403.295.208,80
COELBA	388.271.447,40
LIGHT	364.434.897,70

Portanto, melhorar a qualidade do fornecimento de energia elétrica é um propósito tanto da ANEEL, quanto das concessionárias e dos consumidores, sejam eles residenciais, comerciais ou industriais, uma vez que todos são diretamente impactados.

Sendo assim, o presente estudo se propõe a modelar matematicamente o impacto dos indicadores de distribuição, apurados pelas concessionárias, no Índice ANEEL de Satisfação do Consumidor (IASC). Para isso, foi utilizada a análise de regressão linear (Patton, 1968). Trata-se de uma técnica estatística aplicada à modelagem de variáveis de entrada e saída e investigação de suas relações, possibilitando a predição do seu comportamento (Montgomery and Runger, 2009). Com isso, espera-se identificar as variáveis de maior impacto no IASC, promovendo um direcionamento para o planejamento da distribuição. O objetivo central é possibilitar a melhora da qualidade do fornecimento, em atendimento não somente as diretrizes da ANEEL, mas também a Meta 7 aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ONU, 2015).

A seção 2 do presente estudo apresenta uma revisão sobre os trabalhos realizados na área de qualidade de energia elétrica, mais em específico dos que utilizaram os indicadores de distribuição, e os trabalhos que fizeram uso de modelos de Regressão Linear Múltipla (RLM) para dados em painel. Na seção 3 é apresentada a fundamentação teórica utilizada para o desenvolvimento dos modelos, avaliando as hipóteses para o modelo clássico e as para o modelo com dados em painel. Na seção 4 são apresentados os indicadores de distribuição e o IASC, além da metodologia empregada no desenvolvimento do modelo junto dos testes estatísticos para validá-lo. Por fim, na seção 5 são apresentados os resultados das regressões realizadas, junto da discussão dos coeficientes e estatísticas de teste obtidos.

## 2. A QUALIDADE NO FORNECIMENTO E OS INDICADORES DA DISTRIBUIÇÃO

Trabalhos que abordam a melhoria da qualidade de energia elétrica, baseada nos indicadores de distribuição, já têm sido estudados tanto no setor elétrico mundial quanto no brasileiro. Por exemplo, Chow and Taylor (1995) realizaram uma análise e discussão das falhas causadas por animais. Já Meliopoulos et al. (1998) fizeram uma comparação entre as práticas americanas e europeias de melhoria na qualidade de energia. Ainda, Xu and Chow (2006) abordaram a identificação das origens das interrupções no sistema de distribuição se utilizando de regressão logística e redes neurais artificiais (RNA).

No contexto brasileiro, boa parte dos trabalhos que abordam a melhoria na qualidade de energia elétrica, baseado nos indicadores de distribuição e o IASC, envolvem técnicas de Pesquisa Operacional, modelos de equações estruturais e modelos econométricos. Junior et al. (2004), procurando avaliar o efeito de investimentos em capital fixo para empresas concessionárias de energia, realizaram testes de hipóteses e procuraram avaliar a correlação entre tais variáveis. A conclusão obtida para a amostra de dados utilizada de 34 distribuidoras, no período de 2000 a 2003, foi que a satisfação do consumidor não é sensível à variações na confiabilidade do sistema elétrico.

Já Marchetti and Prado (2004) apresentam um modelo para avaliação do IASC, baseado em equações estruturais. Os autores criaram uma variável latente para representar a satisfação global, e inseriram fatores como Desconformidade e Fidelidade como variáveis do modelo. Na mesma linha, utilizando de modelos de equações estruturais, Mendes et al. (2005) procuraram estimar um intervalo de confiança para o IASC. Na estimação utilizaram técnicas de *bootstrap* na amostra de dados.

Ainda, Steiner et al. (2006) em um estudo da logística aplicada ao atendimento dos consumidores da concessionária COPEL, desenvolveram uma metodologia que pode ser aproveitada em qualquer rede de distribuição. Através de um problema de programação linear, os autores buscam otimizar um número ideal de equipes de manutenção para aquela concessionária, considerando variáveis referentes às solicitações dos usuários como horário, dia da semana, além de outras causas.

A regulação dos indicadores de continuidade foi abordada em Pessanha et al. (2007) através de uma metodologia que combinava dois modelos de Análise Envoltória de Dados, uma abordagem clássica e outra via alocação de recursos, contribuindo para uma nova forma de definição de limites de continuidade.

Para se avaliar os impactos, diretos e indiretos, dos investimentos do programa P&D sob o número de patentes do setor e sob o IASC, respectivamente, Munhoz et al. (2015) aplicaram Mínimos Quadrados Ordinários e o Método de Pearson para verificar a existência de correlação entre essas variáveis. Os autores realizaram um estudo para o caso brasileiro e o caso americano, obtendo melhores resultados para o caso americano, uma vez que as inovações no caso brasileiro são relativamente mais recentes e, como os autores discutem, os investimentos de P&D geram retornos econômicos à longo prazo.

Nunes et al. (2018) apresentam uma abordagem probabilística para se avaliar o impacto das falhas de equipamentos dos setores de transmissão e subtransmissão nos indicadores de distribuição. A abordagem se baseia em modelos Markovianos, assim como nos efeitos da transferência de carga através de redes de alta e média tensão em condições de contingência, propondo um ranking das regiões com maior necessidade de investimentos.

Uma análise fatorial exploratória foi a metodologia aplicada por Oliveira et al. (2020) para avaliar a correlação entre as variáveis e a normalidade dos dados, verificando a associação entre o IASC e os indicadores de valoração e de desempenho de companhias distribuidoras listadas na Brasil Bolsa Balcão, obtidas por fontes secundárias. O autor conclui que existe uma associação positiva significativa entre IASC e o fator de desempenho financeiro, e que o IASC e o fator de valoração de mercado não possuem associação com significância estatística. Observa também que o fator de desempenho e o fator de valoração estão correlacionados positivamente.

Dentre os trabalhos que fizeram uso de ferramentas de regressão no desenvolvimento de modelos pode-se citar Moghram and Rahman (1989), da universidade técnica de Virgínia (Blacksburg), que aplicaram a RLM na previsões de carga por hora durante as estações de pico de inverno e verão. Além da regressão, o autor também aplicou séries temporais estocásticas, *general exponential smoothing* (suavização exponencial geral), espaço de estados, filtro de Kalman e *knowledge based approach* (abordagem baseada em conhecimento) voltadas à previsão de carga de curto prazo para, posteriormente, realizar uma comparação entre elas.

Também Hong et al. (2010) aplicaram a RLM para desenvolver um modelo de previsão da demanda de carga por hora e investigar a causalidade do consumo de energia elétrica. O modelo proposto foi utilizada para realizar previsões da demanda de uma concessionária dos Estados Unidos durante o intervalo de três anos.

Avaliar a relação entre a satisfação do cliente, os indicadores de continuidade e os indicadores voltados ao desempenho financeiro foi o objetivo de Almeida et al. (2010). Aplicando ferramentas de regressão, foram avaliados o impacto do indicador de distribuição *Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora* (DEC) no IASC. Os autores concluíram que, dado um nível de significância estatística de 5%, o DEC possui uma relação negativa com o IASC. Além disso, os autores também constataram que o desempenho financeiro atual da concessionária tem relação estatística significativa com o IASC.

Junior et al. (2015) aplicaram a análise de RLM para a predição dos indicadores de continuidade DEC e *Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora* (FEC) baseado nos modos de falha de um sistema de distribuição detectados por termografia. O modelo proposto se utiliza da estrutura de dados de séries temporais, levantando dados mensais durante o período de dois anos. Já a relação entre indicadores no contexto econômico-financeiros e indicadores de desempenho operacional, como o Indicador Global de Continuidade (IDGC) e o IASC foram investigados por Guzella and Rodrigues (2015).

Ainda, Cardoso et al. (2017), através de um modelo de Regressão Linear Simples, avaliou os impactos individuais dos indicadores DEC e FEC na satisfação do cliente.

Por fim, utilizando a RLM para dados em painel, Maestri and Andrade (2018) verificou a relação entre custos operacionais, investimentos, satisfação do consumidor e qualidade de fornecimento de energia elétrica, que são avaliadas pelos indicadores DEC e FEC. Como resultados, os autores observaram que os investimentos possuem uma relação estatística significativa negativa com a variação temporal de um ano para o FEC e o frequência equivalente de reclamações a cada mil unidades consumidoras (FER). Além disso, também observaram que a percepção geral da satisfação do cliente promovem a melhoria na qualidade de energia em termos das variações temporais de um ano para o DEC, duração equivalente de reclamação (DER) e FER.

### 3. FERRAMENTA MATEMÁTICA

O trabalho em questão procurou avaliar outros indicadores, fornecidos pela ANEEL, que possam ter relação estatística significativa com o IASC.

O modelo proposto utilizou dados de 26 concessionárias, excluindo as inadimplidas de dados, por um período de tempo de 9 anos baseando-se na estrutura de dados em painel, cujas hipóteses do modelo de regressão linear clássico já não são mais suficientes.

Como diferencial deste trabalho comparado aos de Guzella and Rodrigues (2015) e Maestri and Andrade (2018), que também fizeram uso da estrutura de dados em painel voltado aos indicadores de continuidade e IASC, foi proposto um modelo que englobasse os indicadores voltados ao tempo médio de atendimento às ocorrências, duração relativa do nível tensão em faixas fora da adequada (qualidade do produto), número de consumidores e o número de acidentes envolvendo as concessionárias (segurança de trabalho), enquanto que os dois trabalhos citados fizeram uso de indicadores voltados a questões financeiras, custos operacionais e investimentos.

#### 3.1 Regressão Linear Múltipla

Um modelo de Regressão Linear Múltipla é definido por

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{1i} + \beta_2 \cdot x_{2i} + \dots + \beta_k \cdot x_{ki} + \mu_i, \quad (1)$$

onde  $\beta_0$  é denominado intercepto, que pode ser interpretado como o valor da variável dependente condicionado à  $x_1 = x_2 = x_3 = \dots = x_k = 0$ . Já os  $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ , também denominados parâmetros de inclinação, são os parâmetros associados às explicativas  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$ , respectivamente. O termo  $\mu$  é denominado termo de erro ou perturbação e ele é inserido no modelo por conter fatores importantes, que não se encontram presentes nas explicativas  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$ , e podem influenciar na variável dependente. Por mais que um modelo possa ter várias explicativas, sempre poderão existir fatores que não estarão incluídas nessas. Assim, considera-se que esses fatores estarão contidos, coletivamente, nesse termo de erro (Wooldridge, 2010).

A partir da especificação de uma teoria ou hipótese a ser estudada, são especificados um modelo matemático, baseado na teoria, e um modelo econométrico. Posteriormente ao levantamento dos dados, são estimados os parâmetros do modelo econométrico, que são validados à partir de testes de hipóteses.

Um dos principais objetivos na abordagem econométrica consiste em estimar a função de regressão populacional (FRP) definido pela Equação (1). Com os parâmetros do modelo estimado, é possível realizar projeções ou previsões (Gujarati and Porter, 2011).

### 3.2 Hipóteses do modelo Clássico de Regressão Linear Múltipla

De acordo com a premissa clássica, em um modelo de regressão estimado pelos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para garantir que os parâmetros obtidos sejam lineares, não-enviesados e os melhores, também conhecidos como BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*), as seguintes hipóteses, dadas as premissas da abordagem clássica de Regressão Linear Múltipla, devem ser atendidas (Gujarati and Porter, 2011).

- Hipótese 1: Modelo linear nos parâmetros;
- Hipótese 2: Amostragem Aleatória;
- Hipótese 3: Colinearidade não perfeita;
- Hipótese 4: Média do termo de erro  $\mu$  condicionada às explicativas igual a zero;
- Hipótese 5: Variância do termo de erro  $\mu$  condicionada às explicativas deve ser constante.

A validação das quatro primeiras hipóteses garantem que os estimadores obtidos pelo MQO sejam não viesados ou não tendenciosos.

Mesmo que o MQO não demande que os termos de erro  $\mu_i$  sejam normalmente distribuídos, para o problema de inferência estatística, deve-se também verificar a hipótese de normalidade da distribuição amostral dos estimadores, que por sua vez, dependentem de sua distribuição. Entretanto, a medida que o tamanho da amostra aumenta tem-se, no geral, que os estimadores do MQO tendem a se distribuir normalmente (Gujarati and Porter, 2011).

### 3.3 Multicolinearidade

O termo Multicolinearidade consiste em um alto grau de correlação entre as explicativas. Pode ser entendido como a relação linear perfeita entre algumas ou todas as variáveis explicativas do modelo (Gujarati and Porter, 2011).

O problema da Multicolinearidade está associada a precisão ou exatidão dos coeficientes estimados. Um modelo com Multicolinearidade perfeita não é capaz de se estimar os coeficientes da regressão, uma vez que os erros padrão tendem ao infinito. Caso a Multicolinearidade seja menos que perfeita, as estimações podem ter altos valores de erros padrão.

### 3.4 Heterocedasticidade

De acordo com a *Hipótese 5* apresentada do modelo de regressão linear clássico, os termos de erro  $\mu_i$  devem

possuir variância constante, caso contrário, tais erros são chamados de heterocedásticos, e o modelo está sujeito à heterocedasticidade (Gujarati and Porter, 2011).

A existência de heterocedasticidade no modelo não garante que os estimadores de MQO tenham variância mínima e sejam os mais eficientes, no entanto, mantém a hipótese de estimadores consistentes e não tendenciosos. Além disso, o cálculo da variância pelo MQO não é o mesmo na presença de heterocedasticidade, podendo implicar em interpretações incorretas nos testes t e F.

### 3.5 Modelos de Regressão Linear Múltipla para dados em painel

Da estrutura de dados utilizadas em modelos de regressão pode-se citar as *séries temporais*, os *cortes transversais* e os *dados em painel*. Nas *séries temporais*, as mesmas unidades ou indivíduos são observados em um determinado período de tempo. Nos dados de *corte transversal*, são observados os valores de diferentes unidades ou indivíduos em uma mesma unidade de tempo. Já na estrutura de *dados em painel*, a mesma unidade de *corte transversal* é observada ao longo do tempo, possuindo assim uma dimensão espacial e outra temporal (Wooldridge, 2010).

A combinação das informações contida nos dados de *corte transversal* e *séries temporais* oferecem informações com maior variabilidade, menor colinearidade entre as explicativas, mais graus de liberdade e uma maior eficiência na estimação. Além disso, podem detectar e medir de forma mais eficiente os efeitos que não são observados apenas nas *séries temporais* ou dados *corte transversal*.

Em virtude dos *dados em painel* relacionarem indivíduos com o tempo, tende a existir heterogeneidade entre os indivíduos, que consiste em uma variância das estimações diferente para os indivíduos da amostra. Como vantagem, o uso de dados em painel pode avaliar a heterogeneidade de forma explícita, permitindo variáveis específicas ao indivíduo. Caso a individualidade de cada sujeito esteja incluída no termo de erro  $u_{it}$ , é bem possível que este termo de erro esteja correlacionado com algumas das variáveis explicativas, violando uma das hipóteses do modelo clássico, implicando em estimações que podem ser tendenciosas e inconsistentes (Baltagi, 2005).

Em um modelo de dados em painel, a Equação (1) pode ser revisada por,

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1.x_{1it} + \beta_2.x_{2it} + \dots + \beta_k.x_{kit} + \mu_{it} + \alpha_i, \quad (2)$$

onde  $\alpha_i$  é definido como *efeito não observado* ou *heterogeneidade*, e reflete o impacto de um regressor constante no tempo na variável dependente. As diferenças individuais de cada unidade  $i$  são refletidos neste termo.

Para a implementação dos modelos de *dados em painel*, Gujarati and Porter (2011) cita quatro possibilidades de modelos: *MQO para dados empilhados (pooled data)*, *Mínimos Quadrados com Variáveis Binárias para efeitos fixos (MQVD)*, *efeitos fixos dentro de um grupo* e *efeitos aleatórios*.

O modelo de *pooled data*, que basicamente consiste em empilhamento dos dados desconsiderando a natureza de *séries*

#### 4. METODOLOGIA

*temporais e corte transversal*, camufla a heterogeneidade que pode se encontrar presente nos indivíduos de *corte transversal*. O modelo de MQVD para *efeitos fixos* considera a heterogeneidade entre os indivíduos, possibilitando um próprio intercepto para cada indivíduo  $i$ . O modelo recebe o nome de *efeitos fixos* visto que o intercepto para cada indivíduo é invariante no tempo. Para que seja possível se avaliar como o intercepto varia entre os indivíduos em um modelo MQVD, utiliza-se a *técnica de variáveis dummies de intercepto diferencial*.

O modelo MQVD possui algumas desvantagens como: a falta de graus de liberdade se forem introduzidas muitas variáveis *dummies*; chance de ocorrência de multicolinearidade; impossibilidade de se avaliar o impacto das variáveis que não mudam ao longo do tempo, uma vez que os interceptos específicos podem concentrar a heterogeneidade observada nas variáveis do modelo. A hipótese do modelo clássico para o termo de erro  $u_{it}$  também podem sofrer algumas modificações (Gujarati and Porter, 2011).

Essas desvantagens citadas podem ser mitigadas através dos modelos de efeitos fixos dentro de um grupo e o modelo de efeitos aleatórios.

Em um modelo de efeito fixo dentro de um grupo, elimina-se o efeito não observado  $\alpha_i$ , da Equação (2), à partir do *método de primeiras diferenças*, que elimina o termo  $\alpha_i$  através de uma correção para a média. Feito isso para todos os indivíduos, estima-se os parâmetros da regressão através do MQO.

Este modelo apresenta vantagens em relação ao *MQO para dados empilhados*, quanto à estimação consistente dos parâmetros de inclinação. Entretanto, não capta as características específicas do intercepto para cada empresa, de forma que todas as características de heterogeneidade são atribuídas ao valor do intercepto (Gujarati and Porter, 2011).

Por fim para o modelo de efeitos aleatórios, também denominado modelo de componentes de erros, as variáveis *dummies* que representam a ignorância à respeito das variáveis que compõe o modelo são expressas à partir do efeito não-observado  $\alpha_i$ , em outras palavras, ao invés de manter o termo de erro composto  $\beta_0 + \alpha_i$  fixo, este modelo trata este termo como uma variável aleatória.

Uma vez que o MQO pode resultar em estimações ineficientes, dada a possibilidade de correlação entre os termos de erro para diferentes unidades de tempo, o modelo de efeitos aleatórios aplica o Mínimos Quadrados Generalizados (MQG) na estimação dos parâmetros (Gujarati and Porter, 2011).

Para se determinar entre o modelo de efeitos fixos DG e o de efeitos aleatórios, pode-se utilizar o teste de Hausman, cuja distribuição do teste é assintótica  $\chi^2$ . A hipótese nula deste teste é a de que os estimadores do modelo de efeito fixo e o de efeitos aleatórios são próximos. Caso seja rejeitada, o modelo de efeitos aleatórios não é adequado, visto que a variável aleatória associada ao termo de erro composto pode estar correlacionada com uma ou mais explicativas do modelo (Hausman, 1978).

Neste trabalho, para a implementação das regressões e os testes de validação utilizou-se o software estatístico *STATA*. No desenvolvimento dos modelos de regressão, foram utilizados o IASC e dados referentes aos indicadores de distribuição para as concessionárias de energia elétrica do Brasil, apurados pelas concessionárias e disponibilizados pela ANEEL.

O IASC permite avaliar a satisfação do consumidor sobre cinco diferentes variáveis: qualidade percebida, valor percebido, satisfação global, confiança no fornecedor e fidelidade. Dentre as cinco citadas, a qualidade percebida é a variável do IASC que está relacionado as dimensões de confiabilidade nos serviços que avaliam o fornecimento de energia sem interrupção e sem variação na tensão, avisos antecipados sobre cortes e desligamentos de energia por inadimplência de pagamentos e manutenção, respectivamente, e rapidez e confiabilidade das soluções às ocorrências. Essa variável é avaliada sob três escores: *informação ao cliente*, *acesso à empresa* e *confiabilidade nos serviços*. Este último foi utilizado como valor para a variável dependente IASC.

Os indicadores de distribuição analisados como regressores do modelo estão apresentados na tabela 2.

Tabela 2. Indicadores de distribuição utilizados como regressores no modelo.

Indicador [Unidade]	Símbolo
Valor das compensações financeiras pagas [R\$]	$VALOR_{COMP}$
Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora [horas]	DEC
Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora [nº de interrupções]	FEC
Duração Relativa de Transgressão de Tensão Crítica Equivalente	DRCE
Duração Relativa de Transgressão de Tensão Precária Equivalente	DRPE
Duração Relativa de Transgressão de Tensão Crítica e Precária Equivalente	DRNT
Tempo Médio de Atendimento às Ocorrências Emergenciais [minutos]	TMA
Número de acidentes de trabalho e mortes envolvendo a concessionária	NACMOEC
Número de unidades consumidoras da concessionária	NCONS

Inicialmente, foram realizadas regressões utilizando todas as combinações possíveis das variáveis dependentes, sem que o modelo seja comprometido pela multicolinearidade, procurando entender primeiro a relação entre as variáveis na teoria. As estruturas de dados utilizadas para os modelos foram as de séries temporais e dados em painel, dada a disponibilidade das observações de diferentes concessionárias ao longo do tempo. Em um primeiro estudo, procurou-se avaliar a associação entre o IASC e os indicadores para dados de *séries temporais*, considerando a concessionária COPEL para a análise.

Em seguida, com a experiência do primeiro modelo, desenvolveu-se um modelo de regressão para dados em painel, avaliando tais variáveis para 29 concessionárias brasileiras durante um intervalo de tempo de 9 anos. Para se manter o painel balanceado, eliminou-se do modelo

as concessionárias que faltavam com dados para algumas unidades de tempo.

A validação do modelo para séries temporais é baseada nas hipóteses do modelo de RLM clássico apresentadas. Já para o modelo de dados em painel, mais em específico na estimação por efeitos aleatórios, algumas hipóteses do modelo clássico sofrem algumas alterações, uma vez que o método de estimação passa a ser dos Mínimos Quadrados Generalizados (Baltagi, 2005).

## 5. RESULTADOS

Uma vez que a apuração anual do IASC é realizada à partir da metade do ano, podendo variar os meses para cada ano, o modelo proposto considerou um atraso de uma unidade temporal para o IASC, representado por  $t-1$  nas Equações (3) e (5).

No primeiro modelo proposto, baseado em

$$IASC_{t-1} = \beta_0 + \beta_1.(VALORCOMP)_t + \beta_2.FEC_t + \beta_3.DEC_t + \beta_4.TMA_t + \beta_5.NCONS_t, \quad (3)$$

e utilizando dados de séries temporais (concessionária COPEL para um período de 9 anos), os resultados obtidos foram suspeitos. Isto porque, para um primeiro experimento, as estatísticas de teste t para significância dos regressores indicou que todos os regressores possuíam relação com o modelo à um nível de significância de 1% e o coeficiente de ajuste  $R^2$  foi de 99,54%.

Como mencionado por Almeida et al. (2010), observou-se a forte correlação entre os valores apurados para o DEC e o FEC. Através do teste de Fator de Inflação de Variância (VIF), pode-se detectar a existência de Multicolinearidade. Removendo a variável DEC do modelo, a estatística de teste F de significância do modelo indicou outro problema. Uma vez que  $Prob > F = 0,7892$  não foi possível rejeitar a hipótese nula de que os parâmetros de inclinação são simultaneamente iguais a zero, o modelo é inválido. (Gujarati and Porter (2011))

Após a experiência com o primeiro modelo, suspeitou-se que a causa para esta falha foi devido ao tamanho limitado da amostra utilizada (9 observações). Assim, a pesquisa em questão mudou a estrutura de dados utilizadas, passando a trabalhar com dados em painel, sendo uma das medidas corretivas da Multicolinearidade sugeridas por Gujarati and Porter (2011).

O PRODIST apresenta o Indicador de Desempenho Global de Continuidade (IDGC) que é um indicador que avalia o nível de continuidade de uma concessionária em função das metas de continuidade, calculado por

$$IDGC = \frac{\frac{DEC_{APURADO}}{DEC_{LIMITE}} + \frac{FEC_{APURADO}}{FEC_{LIMITE}}}{2}. \quad (4)$$

A amostra de dados utilizada foi de 29 concessionárias de energia elétrica durante os anos de 2011 até 2019 (IASC 2012 até 2020), com exceção de 2011 dado a indisponibilidade do IASC para este ano devido a não validação da etapa de campo, representada por

$$IASC_{it-1} = \beta_0 + \beta_1.VALORCOMP_{it} + \beta_2.IDGC_{it} + \beta_3.DRNT_{it} + \beta_4.TMA_{it} + \beta_5.LNCONS_{it}. \quad (5)$$

Na estimação dos parâmetros para um modelo de regressão com dados em painel, é necessário se avaliar, dentre os efeitos fixos ou aleatórios, qual se ajusta melhor ao problema. Utilizou-se o teste de *Hausman*, para se testar a hipótese nula de que a diferença nos coeficientes é não sistemática (Hausman, 1978).

A estatística *Qui-Quadrado* calculada indica que, para um nível de significância de 5%, não é possível a rejeição da hipótese nula, em outras palavras, as variações *BETWEEN* (entre as concessionárias) são significantes. Assim, conclui-se que a estimação realizada considerando *efeitos aleatórios* é a mais adequada para este problema.

Os valores dos coeficientes de ajuste estimados foram  $R^2_{WITHIN} = 0,0253$ ,  $R^2_{BETWEEN} = 0,6789$  e  $R^2_{OVERALL} = 0,2297$ , que indicam o quanto as variáveis independentes explicam a dependente, em termos de variações dentro de uma concessionária, dentre as concessionárias e geral, respectivamente.

O modelo proposto capta melhor as variações entre os indivíduos, no caso as concessionárias, do que as variações dentro de um indivíduo. Tal fato indica que as diferenças entre as concessionárias possuem um impacto maior que as diferenças observadas com o tempo, dentro de uma concessionária.

Na avaliação da significância estatística do modelo, a estatística do teste Wald *Qui-Quadrado* para 6 graus de liberdade foi de 85,57, indicando que, para um nível de significância de 1%, pode-se rejeitar a hipótese nula de que os parâmetros estimados são todos iguais a zero, concluindo que o modelo com as variáveis explicativas é significativo.

Tabela 3. Parâmetros estimados, seus respectivos desvios padrões e as estatísticas de teste Z.

Variável [Unidade]	Coef.	Std. Error	P> z
IDGC	-7,632534	2,31518	0,001
VALOR_COMP [R\$]	2,40e-07	8,35e-08	0,004
TMA [min]	-0,014908	0,0044681	0,001
NACMOEC	-0,0585418	0,0211108	0,006
Ln(NCONS)	-1,140386	0,3742416	0,002
Constante	91,45893	4,651194	0,000

Além disso, das variáveis explicativas propostas, apenas a DRNT, que se refere a qualidade do produto sendo a soma do DRCE com o DRPE, associada a conformidade do nível de tensão, não obteve significância estatística com o modelo ( $P > |z| = 0,362 > 0,05$ ), como pode ser observado na Tabela 3. Em outras palavras, em um modelo de regressão para se avaliar o impacto de indicadores voltados à operação de um sistema de distribuição, a duração relativa voltada a transgressão dos níveis de tensão não possui relação significativa com o IASC do ano seguinte, retirando tal variável do modelo.

O parâmetro estimado que está associado às compensações financeiras pagas pelas concessionárias foi de  $2,26.10^{-7}$ ,

Correlação entre as variáveis	IDGC	VALOR_COMP	TMA	DRNT	NACMOEC	LNCONS
IDGC	1	-	-	-	-	-
VALOR_COMP	-0,4931	1	-	-	-	-
TMA	-0,0245	-0,3558	1	-	-	-
DRNT	0,014	0,0706	0,1534	1	-	-
NACMOEC	0,3997	-0,4987	-0,0268	0,0271	1	-
LNCONS	-0,193	-0,314	-0,2289	-0,5122	0,0438	1

Figura 1. Matriz de correlação entre as variáveis explicativas (Fonte: Autor).

para um nível de significância de 1%, podendo ser considerada nula. Assim, conclui-se que tais compensações financeiras pagas aos clientes não impactam significativamente o escore associado a Confiabilidade nos serviços do IASC. Além disso, os sinais dos outros parâmetros estimados condizem com o esperado. Todos os parâmetros, com exceção do associado às compensações, foram negativos, de outra forma, uma redução em tais variáveis independentes iria acarretar em um consequente aumento do escore Confiabilidade do IASC.

Da interpretação dos parâmetros estimados, tem-se que: (i) o aumento em uma unidade no IDGC implicaria em uma redução de 7,631948% (erro padrão de 2,246743%) do escore Confiabilidade do IASC; (ii) o aumento de um minuto no tempo médio de atendimento às ocorrências emergenciais implicaria em uma redução de 0,0137752% do IASC; (iii) o aumento de um caso de acidente de trabalho ou morte envolvendo a concessionária implicaria em uma redução de 0,0582477% do IASC. Para o caso do número de consumidores, aplicou-se uma escala logarítmica neperiana, desta forma tem-se que o aumento de  $e$  (base neperiana) vezes do número de consumidores implicaria em uma redução de 1,043202% do IASC.

Para a Multicolinearidade do modelo, avaliou-se a correlação entre as variáveis explicativas. A matriz de correlação de *Pearson* está representada no quadro da Figura 1. Com os valores das correlações calculadas, observou-se que este modelo não sofre do problema da Multicolinearidade assim como o anterior.

Uma vez que a heterocedasticidade é um problema que afeta a estimação por MQO, este problema não afeta os modelos de efeitos aleatórios que realizam a estimação pelo MQG. Para o modelo de efeitos fixos utilizou-se o teste modificado de Wald, que obteve  $chi2(7) = 42,77$  e  $Prob > chi2 = 0,0000$ , rejeitando a hipótese nula da variância constante para as unidades de corte transversal.

Para a avaliação da autocorrelação, utilizou-se o teste de Wooldridge para autocorrelação em dados em painel. O teste conta com a hipótese nula de que não existe autocorrelação de primeira ordem no modelo. Obteve-se  $F(1, 6) = 0,214$  e  $Prob > F = 0,0640 > 0,05$  não podendo se rejeitar a hipótese nula, logo, com um nível de significância de 5%, pode-se concluir que o modelo não sofre de autocorrelação. Desta forma, para o tratamento da heterocedasticidade no modelo de efeitos aleatórios, utilizou-se desvios padrão robustos, onde uma comparação dos desvios padrão e desvios padrão robustos estão representados na tabela 4.

Utilizando o comando *xtsktest*, proposto por Alejo et al. (2015), procurou-se testar a normalidade, baseado na assimetria e curtose dos dados. As estatísticas do teste

conjunto para o efeito não observado  $\alpha_i$  foram de  $chi2(2) = 3,61$  com  $Prob > chi2 = 0,1645$ , não ocorrendo a rejeição da hipótese nula de normalidade em  $\alpha_i$ . Para o termo de erro  $\mu_{it}$  foram obtidos  $chi2(2) = 3,12$  e  $Prob > chi2 = 0,2099$ , também rejeitando a hipótese nula. Em outras palavras, ambos  $\alpha_i$  e  $\mu_{it}$  são normalmente distribuídos.

## 6. CONCLUSÕES

Considerando os resultados obtidos, é possível afirmar que as variáveis IDGC, TMA, NACMOEC e o  $\ln(\text{LNCONS})$  impactam significativamente o IASC. Entre os parâmetros estimados para estas quatro variáveis explicativas, o maior valor observado foi o do IDGC. Assim, as ações com foco na melhoria dos indicadores de continuidade DEC e FEC devem ser priorizadas, uma vez que possuem um maior impacto na satisfação do consumidor residencial de energia elétrica.

Além disso, o parâmetro estimado para o tempo médio de atendimento às ocorrências emergenciais, e os indicadores voltados à segurança de trabalho envolvendo a concessionária, foram relativamente baixos (ordem de grandeza dos coeficientes duas unidades menores que a do IDGC). Assim, tais variáveis deixam de ser prioridade no planejamento rumo a melhoria do IASC.

Observou-se também que as concessionárias de energia elétrica com uma menor quantidade de consumidores possuem um melhor gerenciamento das condições de satisfação. No entanto, esta não é uma alternativa de planejamento, considerando que reduzir o número de unidades consumidoras seria um retrocesso para a empresa. Entretanto, este fator pode ser considerado para a classificação do IASC, atribuindo um peso de acordo com o número de consumidores atendidos. Atualmente, a divisão proposta considera somente as concessionárias com mais ou menos de 400 mil consumidores.

Ainda, observou-se que as variáveis associadas à transgressão dos níveis de tensão, e às compensações financeiras pagas aos consumidores pela transgressão das metas de continuidade, não impactam o IASC. Os indicadores associados aos níveis de tensão possuem relação estatisticamente insignificante com o modelo, e aqueles associados as compensações impactam de forma quase nula o Índice de Satisfação do Consumidor (ordem de grandeza -7) .

Portanto, priorizar ações que reduzam a duração e a frequência das interrupções no fornecimento de energia elétrica é a estratégia mais eficaz no aumento da satisfação do consumidor residencial. Além disso, propõe-se uma revisão na metodologia do IASC de forma a contemplar faixas menores de variação no número de consumidores atendidos.

Tabela 4. Desvios padrão e desvios padrão robustos.

Desvio padrão	Desvio padrão robusto
2,31518	1,962296
8,35e-08	6,76e-08
0,004681	0,0032027
0,0211108	0,0159375
0,3742416	0,294837
4,651194	3,430684

## 7. AGRADECIMENTOS

Agradecimentos à Universidade Estadual de Londrina pela oportunidade de estudo em nível de pós-graduação stricto sensu mestrado e à CAPES pelo apoio financeiro.

## REFERÊNCIAS

- Alejo, J., Rojas, G.M., Galvao, A., and Escudeiro, W.S. (2015). Tests for normality in linear panel-data models. *The STATA Journal*, 15(3), 822–832.
- Almeida, R.S., Colares, A.C.V., Lamounier, W.M., and do C. Mário, P. (2010). Qualidade do serviço, satisfação do consumidor e desempenho financeiro das empresas distribuidoras de energia elétrica brasileiras. *XVII Congresso Brasileiro de Custos*.
- ANEEL (2000a). Resolução aneel nº 024, de 27 de janeiro de 2000.
- ANEEL (2000b). Resultado da pesquisa de satisfação dos consumidores de eletricidade.
- ANEEL (2008). Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional - prodist. módulo 8 - qualidade de energia elétrica.
- Baltagi, B.H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data: Third Edition*. John Wiley Sons Ltd.
- BRASIL, I.A. (2014). Qualidade do fornecimento de energia elétrica: Confiabilidade, conformidade e prestação. **white paper**. (14), 36.
- Cardoso, J.V.M., Camilo, S.P.O., and Gianezini, M. (2017). Cooperativas de eletrificação de santa catarina: Ambiente regulado, importância econômica e a satisfação do consumidor. *I Congresso Sul Catarinense de Administração e Comércio Exterior*.
- Chow, M. and Taylor, L.S. (1995). Analysis and prevention of animal-caused faults in power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 10(2), 995–1001.
- da Silva, M.P.C., Leborgne, R.C., and Rossini, E. (2014). A influência da metodologia de regulação nos indicadores de continuidade dec e fec. *V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos*, 1–6.
- de Oliveira, C.S., Lopes, I.F., Meurer, A.M., and Barros, M.C.E. (2020). Índice aneel de satisfação do consumidor, indicadores de valorização e desempenho de companhias distribuidoras de energia elétrica. *Revista Gestão Organizacional*, 13, 104–122.
- Gujarati, D.N. and Porter, D.C. (2011). *Econometria básica: Quinta edição*. McGrawHill Bookman Company.
- Guzella, M. and Rodrigues, A. (2015). Avaliação do poder preditivo do desempenho operacional a partir da situação econômico-financeira das distribuidoras brasileiras de energia elétrica. *VI Congresso Nacional de Administração e Contabilidade*.
- Hausman, J.A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251–1271.
- Hong, T., Gui, M., Baran, M.E., and Wills, H.L. (2010). Modeling and forecasting hourly electric load by multiple linear regression with interactions. *IEEE PES General Meeting*, 1–8.
- Junior, J.A.A., Magalhães, E.F.A., and Magalhães, R.S. (2015). Multiple linear regression model applied to a framework for indicators estimate in maintenance management. *23 ABCM International Congress of Mechanical Engineering*.
- Junior, J.A.G., de C. Senra, L.F.A., and Rolim, H.N. (2004). O índice de satisfação do consumidor da aneel vis-à-vis o nível de investimento nos sistemas de distribuição: o que realmente importa para o consumidor? *XVI Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica*.
- Maestri, C.O.N.M. and Andrade, M.E.M.C. (2018). Indicadores de qualidade do fornecimento de energia no brasil. *Encontro de Gestão e Negócios*.
- Marchetti, R. and Prado, P.H.M. (2004). Avaliação da satisfação do consumidor utilizando o método de equações estruturais: um modelo aplicado ao setor elétrico brasileiro. *Revista de Administração Contemporânea*, 8(4).
- Meliopoulos, A., Kennedy, J., Nucci, C.A., Borghetti, A., and Contaxis, G. (1998). Power distribution practices on usa and europe: impact on power quality. *8th International Conference on Harmonics and Quality of Power.*, 1, 24–29.
- Mendes, E.L., Soares, R.C., and Soares, T.M. (2005). Uma investigação para determinar um intervalo de confiança para o iasc via bootstrap. *XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*.
- Moghram, I. and Rahman, S. (1989). Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques. *IEEE Transactions on power systems*, 4(4), 1484–1491.
- Montgomery, D.C. and Runger, G.C. (eds.) (2009). *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. 4d. Gen LTC.
- Munhoz, I.P., Akkari, A.C.S., and dos Santos, N.M.B.F. (2015). Análise dos impactos diretos e indiretos do programa de pd da aneel no setor elétrico: diferenças com os eua. *Revista Brasileira de Políticas Públicas*, 5(3).
- Nunes, J.S., da Silva, A.M.L., and de C. Costa, J.G. (2018). Impact of transmission and subtransmission failures on distribution reliability indices. *IEEE International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, 1.
- ONU (2015). Transformando nosso mundo: A agenda 2030 para o desenvolvimento sustentável.
- Patton, A.D. (1968). Determination and analysis of data for reliability studies. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 87(1).
- Pessanha, J.F.M., Souza, R.C., and Laurencell, L.C. (2007). Um modelo de análise de envoltória de dados para o estabelecimento de metas de continuidade de fornecimento de energia elétrica. *Pesquisa Operacional*, 27(1), 51–83.
- Steiner, M.T.A., da S. Costa, C.E., Costa, D.M.B., Filho, E.A., and Zambenedetti, V.C. (2006). Técnicas de pesquisa operacional aplicadas à logística de atendimento aos usuários de uma rede de distribuição de energia elétrica. *Revista Eletrônica Sistemas Gestão*, 1(3), 229–243.
- Wooldridge, J.M. (2010). *Introdução à Econometria: uma abordagem moderna*. Cengage Learning.
- Xu, L. and Chow, M. (2006). A classification approach for power distribution systems fault cause identification. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(1), 53–60.