

UMA PROPOSTA VALIDAÇÃO AMOSTRAL APLICADA A TEMPOS DE SERVIÇOS DE MANUTENÇÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA: UMA PESQUISA-AÇÃO EM EMPRESAS TERCEIRIZADAS

THIAGO CORRÊA - thiagocorrea@estudante.ufscar.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS - UFSCar

HERICK FERNANDO MORALLES - herickmoralles@dep.ufscar.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS - UFSCar

ROBERTO FERNANDES TAVARES NETO - tavares@dep.ufscar.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS - UFSCar

ROBERTO ANTONIO MARTINS - ram@dep.ufscar.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS - UFSCar

MARIO OTAVIO BATALHA - dmob@ufscar.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS - UFSCar

ÁREA: 7. ENGENHARIA ECONÔMICA
SUBÁREA: 7.1 - GESTÃO ECONÔMICA

RESUMO: ESTE ARTIGO DETALHA O PROCESSO DE VALIDAÇÃO DE DADOS OBTIDOS EM UMA PESQUISA-AÇÃO CONDUZIDA EM UMA EMPRESA DO SETOR DE DISTRIBUIÇÃO ELÉTRICA, VISANDO A ANÁLISE DOS TEMPOS E MOVIMENTOS DE SEUS SERVIÇOS PRESTADOS. DEVIDO À NATUREZA DOS SERVIÇOS, OS DADOS TENDEM A NÃO APRESENTAR HOMOGENEIDADE. PORTANTO, O OBJETIVO DESTA PESQUISA-AÇÃO FOI ENCONTRAR UM MÉTODO DE VALIDAÇÃO AMOSTRAL CONSIDERANDO ESSAS LIMITAÇÕES, FAZENDO-SE NECESSÁRIO O USO DE METODOLOGIAS COMO BOOTSTRAP, TESTE DE RAÍZ UNITÁRIA (KPSS), E SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO. O PROCEDIMENTO EMPREGADO BUSCOU IDENTIFICAR A ESTACIONARIEDADE DAS AMOSTRAS, RESULTANDO NA ESTABILIDADE AMOSTRAL EM DE 69,2% DAS MÉDIAS DE TEMPOS DE EXECUÇÃO DOS SERVIÇOS EXECUTADOS.

PALAVRAS-CHAVES: BOOTSTRAP; KPSS; MONTE-CARLO; DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA.

1. INTRODUÇÃO

Empresas de distribuição de energia elétrica nacionais contratam um conjunto de companhias terceirizadas que executa uma vasta quantidade de serviços de construção e manutenção de suas linhas de distribuição. Estes contratos movimentam valores monetários expressivos, com repercussões importantes nos resultados econômicos e financeiros das distribuidoras e, por conseguinte, nos valores repassados aos consumidores finais de energia. Não obstante, o nível de qualidade e eficiência dos serviços prestados por estas empresas terceirizadas afeta de forma incisiva o próprio nível de serviço que as distribuidoras entregam aos seus clientes finais.

Assim, parece inconteste a importância operacional, tática e estratégica dessas empresas para o setor de distribuição de energia elétrica no Brasil. Neste contexto, os sistemas de medição de desempenho e custeio ganham importância, pois é fundamental que as companhias de distribuição de energia elétrica brasileiras disponham de métricas que permitam não só acompanhar e gerenciar o desempenho das suas contratadas em termos de fatores como tempo, qualidade e segurança, mas também que auxiliem na precificação dos serviços contratados. Tais sistemas são a base para ter um bom atendimento das necessidades dos consumidores, bem como otimizar a programação desses serviços. Contratos bem construídos tendem a inibir ações oportunistas, fortalecer relações mais duradouras e de confiança, bem como estabelecer valores transacionais justos para contratados e contratantes (SALITE et al., 2021).

Entretanto, no que tange aos serviços de manutenção, o tempo de execução é um fator crucial para a formulação de um sistema de custeio eficiente. Nesse sentido, uma base amostral eficiente capaz de criar um conjunto de tempos-padrão médios para o booking de serviços de manutenção executados pelas empresas terceirizadas. De fato, uma base confiável de tempos-padrão permitiria: (i) maximizar o valor da base de remuneração das contratadas, de modo que seja possível capturar os tempos das atividades e seus custos e comparáveis com os custos regulatórios, obedecendo o que rege o Manual de Contabilidade do Setor Elétrico (MCSE) ou outras literaturas (ANEEL), visando maior eficiência operacional. (ii) desenvolver um sistema que facilite o estabelecimento de “melhores práticas” entre as próprias contratadas. (iii) inibir ações oportunistas, fortalecer relações mais duradouras e de confiança, bem como estabelecer valores transacionais justos para contratados e contratantes.

Nesse sentido, o presente estudo visa propor um método de validação amostral para serviços de manutenção de sistemas de distribuição de energia elétrica por meio da integração

de técnicas estatísticas consolidadas como bootstrapping, simulação de Monte-Carlo, e testes de raiz unitária.

A relevância desta proposta de validação amostral está calcada em quatro pilares (Tecnológico, Científico, Social e Ambiental). De fato, melhorias de produtividade do trabalho são tipicamente associadas aos ganhos de eficiência resultantes da adoção de novas práticas organizacionais no curto prazo, as quais relacionam-se com a ideia de eficiência técnico-econômica (CORSATEA & GIACCARIA, 2018). Assim, no âmbito tecnológico, esta proposta entregará, a partir de maior confiabilidade dos tempos padrão das principais atividades manutenção de sistemas de distribuição, a possibilidade de criação e de sistemas de medição de desempenho e de custeio confiáveis. Especificamente, a medição de desempenho termos de tempo de execução permitirá observar potenciais pontos para disparar ações de melhoria de desempenho, bem como o acompanhamento e a disseminação de melhores práticas em um setor que reúne mais de quatro mil empresas (LOPES, SANTOS, & FILHO, 2015).

Em termos da relevância social, destacam-se dois aspectos. O primeiro é sob o ponto de vista dos trabalhadores das contratadas. Um sistema de medição otimizado calcado em dados tempos-padrão confiáveis permite a consideração de dimensões de segurança e saúde dos trabalhadores das empresas terceirizadas. Também, o pagamento justo aos serviços contratados é um dos pilares modernos de governança e sustentabilidade das organizações. O preço justo beneficia também os prestadores dos serviços com uma provável melhoria da sustentabilidade financeira deles. Isso interessa às distribuidoras pois a continuidade da prestação de serviços pode resultar em aprendizado e melhoria, e, por conseguinte, em redução de custos e melhoria de tempo e qualidade dos serviços para o consumidor final. Estes efeitos decorrem da minimização das perdas de energia e dos custos financeiros resultantes de processos de manutenção. De fato, existem estudos que indicam que mesmo populações pobres estão dispostas a pagar um preço razoavelmente por um serviço melhorado. Contudo é inegável que a redução de custos e possível diminuição das tarifas para o consumidor final possui papel preponderante no bem-estar das localidades atendidas pelas distribuidoras (LOPES, SANTOS, & FILHO, 2015). Por fim, tarifas competitivas impactam diretamente a estrutura de custos e competitividade das indústrias localizadas em regiões atendidas pela, e, não obstante, sua demanda local (NHETE, 2007).

Por fim, no que tange à relevância ambiental, é importante observar que a eficiência do mercado e as implicações ambientais do consumo de energia são cruciais no debate sobre o desenho dos mercados de energia (CORSATEA & GIACCARIA, 2018). A maior capacidade

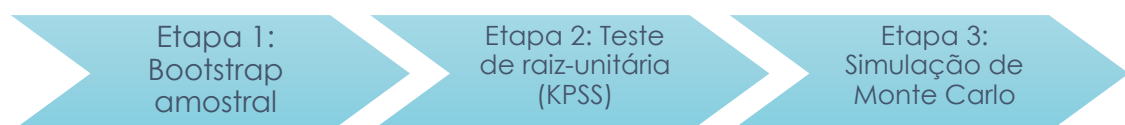
de investimentos acarretada e economias de custos associadas desta pesquisa se traduz em maior capacidade de investimentos com viés ambiental em termos de inovação em processos via redução de desperdícios e aumento da produtividade do trabalho das equipes contratadas. De fato, a literatura evidencia que incrementar a competitividade das organizações resulta em melhorias no desenvolvimento sustentável das localidades onde elas se localizam (AI, XIONG, LI, & JIA, 2020). Diminuir o custo e melhorar o nível de serviço das empresas de energia elétrica contribui decisivamente para a competitividade das organizações produtivas. De fato, maximizar o valor da base de remuneração de empresas terceirizadas implica no desenvolvimento sustentável da vida das pessoas e da economia das localidades atendidas pelas distribuidoras (ZHAO, GUO, ZHANG, & LI, 2014). Assim, aumentos nos fluxos de renda gerados por uma economia mais dinâmica e produtiva têm efeito multiplicador que podem afetar renda e emprego nos Estados de São Paulo e Espírito Santo.

2. MÉTODO

Para aplicar a técnica de validação proposta, foram coletados dados de um conjunto de atividades. Especificamente, uma equipe de pesquisadores de campo de uma empresa de serviços técnicos especializados acompanhou 39 diferentes atividades de manutenção nos estados de São Paulo e Espírito Santo durante o segundo semestre de 2023. Todas elas foram realizadas por sete construtoras terceirizadas de médio e grande porte especializada em redes de distribuição elétrica. Cada uma dessas atividades durou em média 31 minutos, e toda a amostra requereu mais de 20 horas de coleta de dados em campo, excluindo tempos de deslocamento, que renderam informações sobre produtividade, segurança, condições de trabalho e adoção de tecnologia. Isto criou uma base de dados única que permitiu a aplicação da proposta deste trabalho.

Assim, a estratégia de validação amostral foi inicialmente calcada em um método de três etapas conforme demonstrado no fluxograma da Figura 1.

Figura 1. Procedimento de validação amostral



Fonte: Elaborado pelos autores.

De acordo com a Figura 1, na primeira etapa, será realizado o procedimento de Bootstrapping que fomentará a verificação da estabilidade amostral (Etapa 2). Especificamente, será utilizado o método introduzido por Efron (1979), o qual envolve a geração de um grande número de reamostragens independentes (ou bootstrap amostrais), cada uma retirada da amostra original com reposição (Dupret & Koda, 2001).

Existem vários métodos de reamostragem como jackknife e balanced repeated replication (BRR). Entretanto, o bootstrap é provavelmente o método mais flexível e eficiente para resolver uma variedade de problemas estatísticos desafiadores (por exemplo, estimativa de variância, imputação, estimativa de pequena área, etc.) (Lahiri, 2003). Não obstante, a validade do bootstrap de Efron foi justificado para muitos estimadores sob amostragem aleatória simples como médias amostrais, processos empíricos, mínimos quadrados, e estatísticas U (Wang, Peng, & Kim, 2022).

A técnica de Bootstrapping é capaz de reamostrar um único conjunto de dados para criar muitas amostras simuladas por um processo que envolve extrair amostras aleatórias do conjunto de dados original seguindo três premissas em um processo que pode ser repetido diversas vezes (Xu & Goodacre, 2018):

- O método bootstrap tem uma probabilidade igual de desenhar aleatoriamente cada ponto de dados original para inclusão nos conjuntos de dados reamostrados.
- O procedimento pode selecionar um ponto de dados mais de uma vez para um conjunto de dados reamostrados. Esta propriedade é o aspecto “com substituição” do processo.
- O procedimento cria conjuntos de dados reamostrados com o mesmo tamanho do conjunto de dados original.

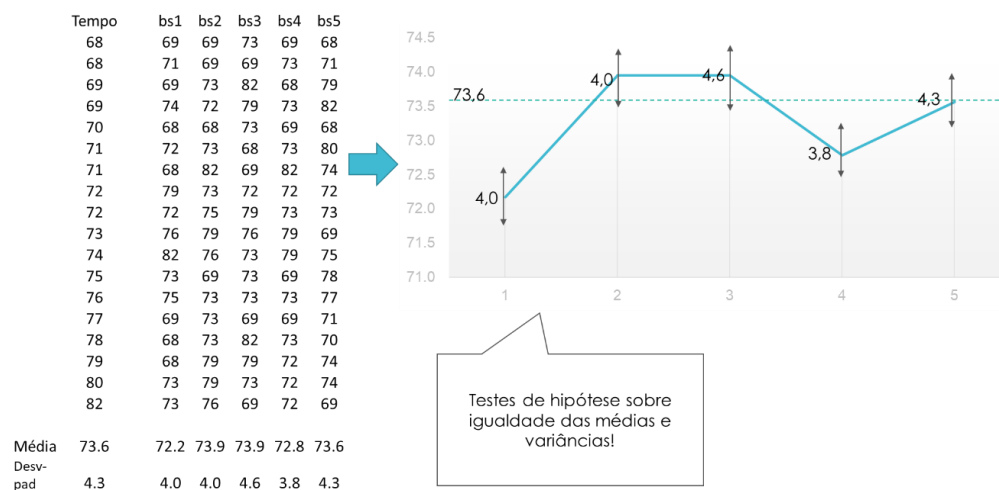
O método de bootstrap possui a vantagem de ser completamente computacional, de modo a não requerer nenhum pressuposto a priori acerca da distribuição do conjunto de dados a ser gerado. Assim, no âmbito da proposta de validação amostral, entende-se que tal método tem a capacidade de mitigar efeitos de viés de seleção relativos a decisões amostrais.

De fato, o processo de coleta de dados geralmente envolve a estratificação da população da pesquisa e a seleção das unidades de amostragem finais em vários estágios. Em pesquisas que envolvem surveys extensivas, por exemplo, os métodos bootstrap têm sido tradicionalmente validados pela teoria da randomização (Lahiri, 2003). Especificamente, o processo de randomização ajuda a evitar o viés de seleção amostral acarretados por escolhas

humanas ou outros fatores não relacionados ao fator que está sendo testado. Assim, os métodos de bootstrap geralmente são justificados pela abordagem de randomização. Assim, propõe-se na Etapa 2 do fluxograma de validação amostral a realização de 30 bootstraps amostrais para cada uma das atividades de manutenção.

A problemática enfrentada pelas empresas do setor elétrico nacional reside no fato de limitações técnicas restringirem o tamanho amostral das atividades, com muitas atividades não superando nove observações. Isto limita o emprego dos cálculos tradicionais de tamanho amostral. Assim, foi proposta a utilização de um método que avalie a estabilidade da amostra em amostragens repetidas por meio de métodos de resampling como apresentado na Figura 2.

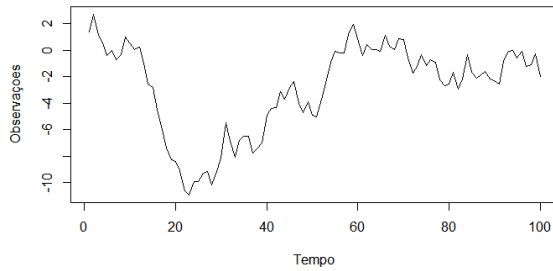
Figura 2 – Teste de estabilidade amostral



Fonte: Elaborado pelos autores.

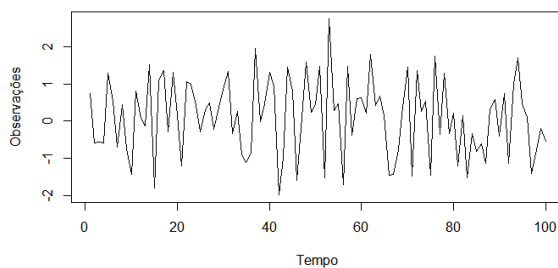
A hipótese aqui subjacente reside no fato que, caso a amostragem possua uma dispersão excessiva, as médias de cada resampling realizados por bootstrap apresentarão um padrão não-estacionário (Figura 3a). Todavia, caso a amostragem apresente dispersão aceitável, isto é, que possua um padrão de estabilidade, as médias amostrais em resampling apresentarão um padrão estacionário, como apresentado na Figura 3b.

Figura 3a – Série temporal não-estacionária



Fonte: Elaborado pelos autores.

Figura 3b – Série temporal estacionária



Fonte: Elaborado pelos autores.

Obviamente, os dados resultantes da presente aplicação não configuram uma série temporal, contudo, emprega-se tal conceito para a realização de um teste que visa verificar a hipótese de estabilidade amostral. Assim, o teste de raiz unitária é representado pela equação (1), em que M é a média amostral resultante do processo de bootstrap.

$$M_b = \alpha + \rho M_{b-1} + \mu_b \quad (1)$$

Em (1), se $\rho \geq 1$, observa-se uma série não-estacionária, caso $\rho < 1$, a série será estacionária. Para tanto, utiliza-se o teste KPSS, (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin), cuja hipótese nula é de estacionariedade da série, o qual é mais recomendável que o Dickey-Fuller aumentado, visto que possui maior poder ante a presença de médias móveis perto do círculo unitário (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin, 1992).

Assim, o processo de validação amostral proposto será realizado conforme o seguinte exemplo baseado no serviço “Corte com retirada de equipamentos em BT – Medidor de Energia”. O tempo real médio de execução mensurado pela assessoria técnica fora de 22,4 minutos em uma amostra prévia de 14 observações. A Figura 4 exemplifica o processo de resampling em 30 bootstraps.

Figura 4 – Exemplo de estratégia de validação amostral.

Média de tempo de execução (real) = 22.4 min

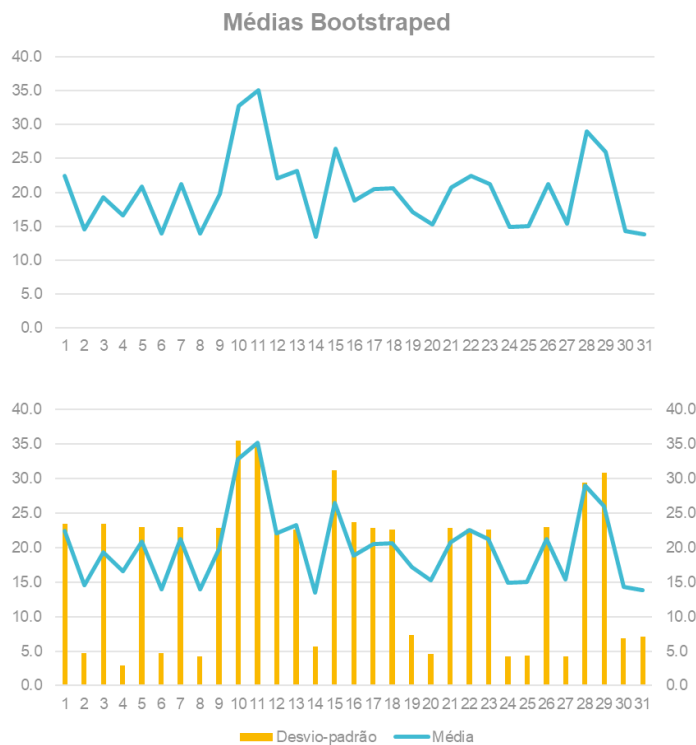
Tempo_serv_min	bs1	bs2	bs3	bs4	bs5	bs6	...	bs30
18	12	98	18	15	18	13		22
6	9	18	9	6	18	15		6
22	15	13	22	15	15	30		18
9	6	9	15	12	15	6		9
13	18	30	15	9	6	22		18
34	15	12	18	18	9	98	...	18
9	9	18	18	98	18	9		9
8	18	15	18	13	9	18		12
30	22	15	15	30	12	12		30
27	15	9	15	18	15	13		6
98	12	6	15	18	18	22		6
15	15	9	18	9	18	9		18
13	22	9	18	13	18	18		9
12	15	9	18	18	6	12		12
22.4	14.5	19.3	16.6	20.9	13.9	21.2		13.8

Média de tempo de execução (bootstrap) = 20.1min

Fonte: Elaborado pelos autores.

Com base nos valores obtidos no processo de resampling, é possível confeccionar um gráfico que relacione a média e dispersões amostrais como apresentado na Figura 5.

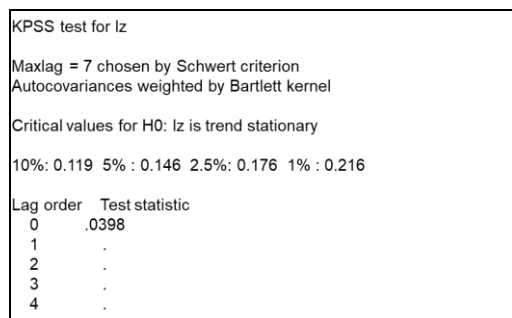
Figura 5 – Gráfico com médias e desvio-padrão amostrais para a amostra real e 30 bootstraps.



Fonte: Elaborado pelos autores

Assim, o conjunto de médias obtidas permitiu a realização do teste KPSS apresentado na Figura 6, o qual aponta para a estacionariedade das amostras do serviço “Corte com retirada de equipamentos em BT – Medidor de Energia” com uma significância de 5%.

Figura 6 – Teste KPSS



Fonte: Elaborado pelos autores

No que tange a Etapa 3 da validação amostral: Simulação de Monte Carlo, salienta-se que os métodos de Monte Carlo são basicamente um conjunto de técnicas computacionais para a solução de problemas matemáticos por meio da utilização de amostras repetidas para obter resultados numéricos. Assim, a ideia essencial deles é usar a aleatoriedade para resolver problemas de difícil ou impossível solução com outras abordagens, pois ao invés de utilizar estimativas pontuais, os métodos de Monte Carlo permitem a identificação de dezenas de milhares de resultados possíveis (Johansen, 2010; Ruan, 2019).

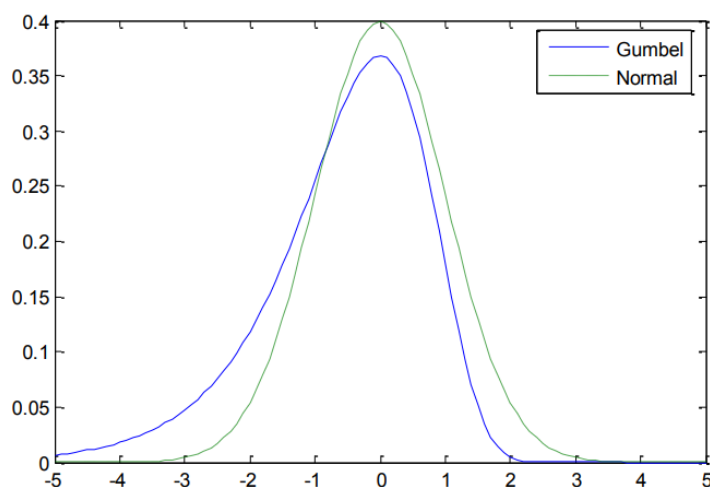
Utilizados em diversas áreas do conhecimento, os métodos de Monte Carlo são um interessante dispositivo computacional para realizar inferência estatística (Johansen, 2010). Especificamente no que tange a atividades de construção, os métodos de Monte Carlo são utilizados para a avaliação de riscos. Por exemplo, (Tong et al., 2018) exploram efeitos de resíduos de construção em suspensão no ar para a saúde dos trabalhadores.

Contudo, observa-se uma tendência da utilização de métodos de Monte Carlo para a avaliação de riscos relativos ao cronograma de execução de obras e gestão de projetos (L. Chen, Lu, Li, He, & Yang, 2021; Qazi, Shamayleh, El-Sayegh, & Formanek, 2021). Isso ocorre, pois, a construção de infraestruturas é frequentemente afetada por atrasos dada sua complexidade e incerteza, sendo capazes de afetar a lucratividade e imagem da organização responsável (Long Chen, Lu, & Han, 2023; Qazi & Simsekler, 2021).

No entanto, periódicos orientados para profissionais revelam que há poucos artigos que utilizam métodos de Monte Carlo em um contexto de tomada de decisão organizacional, pois o método não recebe cobertura em cursos que ensinam métodos quantitativos básicos, de modo que boa parte dos gestores não possuem o conhecimento das vantagens de tais métodos que são de grande valia para a tomada de decisão (Muralidhar, 2003).

Ainda que os métodos de simulação de Monte Carlo sejam amplamente utilizados no setor elétrico no que tange a distribuição e confiabilidade, como em estudos recentes de Tiwary (2023) e Yldrm, Khalafi, Guzel, Satk, and Ylmaz (2023), é possível verificar que tais métodos não são utilizados para a gestão de construções de infraestruturas do setor. Assim, propõe-se na fase 3 do fluxograma de validação amostral, comparar as médias de tempos obtidos com os valores em uma simulação de Monte Carlo para a distribuição de valores extremos à esquerda (Gumbel tipo I) como apresentado em comparação com a distribuição gaussiana na Figura 7.

Figura 7 – Funções densidade de probabilidade Gumbel tipo I e Normal.



Fonte: Elaborado pelos autores

De fato, a distribuição de Gumbel tipo I é muito utilizada para a previsão de eventos extremos ao diminuir assim a importância dos valores centrais (Wang, Wu, Chen, & Zhou, 2010). Assim, será realizada a simulação de Monte Carlo para realizar uma análise do tipo “worst-case scenario” para a previsão de tempos de cada atividade de manutenção.

Tendo em vista o exposto, a validação amostral apresentará uma tabela com média observada (real), as médias em bootstrap, o grau de confiabilidade da amostra, e a média

“worst-case” calculada via simulação de Monte-Carlo para cada um dos serviços de manutenção. Os métodos citados foram implementados via linguagem Python.

3. RESULTADOS

No que tange a validação amostral das atividades de manutenção, os resultados apresentados na Figura 7 demonstram que a estabilidade amostral (atividades com resultado final “validado”) representa 69,2% da amostra. Nesses casos, a significância estatística foi maior do que 10%, não sendo possível, portanto, rejeitar a hipótese de estacionariedade da série de médias calculadas com o bootstrap. Entretanto, parte da amostra pode ser considerada como não-validável. Neste caso, as atividades não foram passíveis de validação por possuírem um tamanho amostral de até 3 observações.

Figura 7 - Aplicação do método proposto

Atividade	Tamanho Amostrai	Média Observada	Média Bootstrap	Confiabilidade (%) KPSS	Worst-case cenário	Validação
Atividade 1	21	21.00	21.20	>10%	27.02	Válido
Atividade 2	1	29.86	29.86	1%	29.86	
Atividade 3	20	5.13	5.13	>10%	5.71	Válido
Atividade 4	12	7.17	7.38	1%	8.73	
Atividade 5	46	24.61	24.95	>10%	31.02	Válido
Atividade 6	19	34.08	34.66	>10%	41.48	Válido
Atividade 7	3	58.47	58.47	1%	58.47	
Atividade 8	2	91.64	91.64	1%	91.64	
Atividade 9	3	42.38	42.38	1%	42.38	
Atividade 10	1	138.00	138.00	1%	138.00	
Atividade 11	38	20.35	20.72	>10%	24.94	Válido
Atividade 12	13	31.76	31.82	>10%	37.69	Válido
Atividade 13	39	26.77	27.00	3%	31.67	
Atividade 14	18	37.63	37.32	>10%	43.64	Válido
Atividade 15	62	18.25	18.16	>10%	22.71	Válido
Atividade 16	50	19.44	19.61	>10%	23.43	Válido
Atividade 17	9	6.40	6.16	>10%	8.22	Válido
Atividade 18	9	27.97	28.57	1%	33.14	
Atividade 19	6	45.20	45.12	>10%	54.67	Válido
Atividade 20	7	23.98	23.92	>10%	30.90	Válido
Atividade 21	5	12.08	11.22	>10%	14.00	Válido
Atividade 22	6	46.78	42.91	>10%	59.46	Válido
Atividade 23	3	56.48	56.48	1%	56.48	
Atividade 24	3	98.99	98.99	1%	98.99	
Atividade 25	29	10.44	10.59	>10%	13.63	Válido
Atividade 26	14	14.82	15.70	>10%	18.27	Válido
Atividade 27	6	25.40	26.74	3%	33.77	
Atividade 28	11	5.70	5.73	>10%	6.69	Válido
Atividade 29	40	16.54	16.02	>10%	19.49	Válido
Atividade 30	39	20.59	20.62	>10%	24.76	Válido
Atividade 31	14	27.86	27.86	>10%	33.25	Válido
Atividade 32	5	6.11	6.49	>10%	7.85	Válido
Atividade 33	11	28.46	28.26	>10%	32.83	Válido
Atividade 34	5	22.83	22.62	>10%	30.82	Válido
Atividade 35	27	14.52	14.52	>10%	20.17	Válido
Atividade 36	2	20.25	20.25	1%	20.25	
Atividade 37	4	21.61	21.66	>10%	28.10	Válido
Atividade 38	11	33.51	34.94	>10%	43.39	Válido
Atividade 39	17	43.94	44.16	>10%	55.35	Válido

Fonte: Elaborado pelos autores

4. CONCLUSÕES

Durante o período de junho a dezembro de 2023, a equipe de pesquisadores acompanhou o processo de coleta de dados in loco por meio de visitas em diversos municípios dos estados de São Paulo e Espírito Santo. Observou-se que, apesar de intenso, o trabalho de coleta foi duramente afetado pela disponibilidade e frequência de serviços passíveis de medição (além de questões operacionais e climáticas que geraram replanejamento de operações em curtíssimo prazo). Esse fator levou à existência de grande heterogeneidade nos tamanhos amostrais em relação ao plano amostral inicialmente proposto. Contudo, esse cenário de incertezas presente no dia-a-dia da operação também permitiu que em muitas atividades os tamanhos amostrais fossem muito superiores ao inicialmente planejado, bem como também possibilitou a medição de atividades que não estavam inicialmente planejadas.

O método desenvolvido para a validação, além das médias observadas, apresentou também a média de 30 reamostragens por bootstrap. Salienta-se que tal técnica é totalmente computacional, e, portanto, livre de qualquer viés de interferência humana. Entende-se que tal característica é capaz de gerar resultados que podem ser considerados “imparciais” para a formulação de contratos, sendo assim capazes de inibir ações oportunistas e fortalecer relações duradouras e de confiança para contratados e contratantes.

REFERÊNCIAS

LAHIRI, P. **On the impact of bootstrap in survey sampling and small-area estimation.** Statistical Science, v. 18, n. 2, p. 199-210, 2003.

WANG, Z.; PENG, L.; KIM, J. K. **Bootstrap inference for the finite population mean under complex sampling designs.** Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Statistical Methodology, v. 84, n. 4, p. 1150-1174, 2022. DOI: 10.1111/rssb.12506.

XU, Y.; GOODACRE, R. **On splitting training and validation set: A comparative study of cross-validation, bootstrap and systematic sampling for estimating the generalization performance of supervised learning.** Journal of Analysis and Testing, v. 2, n. 3, p. 249-262, 2018.

KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. **Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?** Journal of Econometrics, v. 54, n. 1, p. 159-178, 1992. DOI: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-y).

JOHANSEN, A. M. **Monte Carlo methods.** In: PETERSON, P.; BAKER, E.; MCGAW, B. (Eds.). International Encyclopedia of Education (Third edition). Oxford: Elsevier, 2010. p. 296-303.

RUAN, K. **Chapter 4 - Cyber risk measurement in the hyperconnected world.** In: RUAN, K. (Ed.). **Digital Asset Valuation and Cyber Risk Measurement.** Academic Press, 2019. p. 75-86.

TONG, R. **The construction dust-induced occupational health risk using Monte-Carlo simulation.** Journal of Cleaner Production, v. 184, p. 598-608, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.02.286>.

QAZI, A. **Prioritizing risks in sustainable construction projects using a risk matrix-based Monte Carlo simulation approach.** Sustainable Cities and Society, v. 65, 2021. DOI: 10.1016/j.scs.2020.102576.

QAZI, A.; SIMSEKLER, M. C. E. **Risk assessment of construction projects using Monte Carlo simulation.** International Journal of Managing Projects in Business, v. 14, n. 5, p. 1202-1218, 2021. DOI: 10.1108/ijmpb-03-2020-0097.

MURALIDHAR, K. **Monte Carlo simulation.** In: BIDGOLI, H. (Ed.). Encyclopedia of Information Systems. New York: Elsevier, 2003. p. 19-201.

CHEN, L. **Bayesian Monte Carlo simulation-driven approach for construction schedule risk inference.** Journal of Management in Engineering, v. 37, n. 2, 2021. DOI: 10.1061/(asce)me.1943-5479.0000884.

CHEN, L.; LU, Q.; HAN, D. **A Bayesian-driven Monte Carlo approach for managing construction schedule risks of infrastructures under uncertainty.** Expert Systems with Applications, v. 212, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118810>.

TIWARY, A. **An approach for assessment of reliability indices considering omission of fixed repair time for electric traction system applying Monte Carlo simulation.** Reliability: Theory and Applications, v. 18, n. 2, p. 298-306, 2023. DOI: 10.24412/1932-2321-2023-273-298-306.

YLDRM, S. **Supply curves in electricity markets: A framework for dynamic modeling and Monte Carlo forecasting.** IEEE Transactions on Power Systems, v. 38, n. 4, p. 3056-3069, 2023. DOI: 10.1109/tpwrs.2022.3208765.

WANG, Z. **The exchange rate risk of Chinese yuan: Using VAR and ES based on extreme value theory.** Journal of Applied Statistics, v. 37, n. 2, p. 265-282, 2010.

DUPRET, G.; KODA, M. **Bootstrap re-sampling for unbalanced data in supervised learning.** European Journal of Operational Research, v. 134, n. 1, p. 141-156, 2001. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(00\)00244-7](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(00)00244-7).

CORSATEA, T. D.; GIACCARIA, S. **Market regulation and environmental productivity changes in the electricity and gas sector of 13 observed EU countries.** Energy, v. 164, p. 1286-1297, 2018.

LOPES, F. P.; SANTOS, A. D. P. L.; FILHO, M. L. S. **Indicators to assess social sustainability aspects — Research in industries of the electrical and electronic sector in Brazil.** In: 2015 IEEE Conference on Control Applications (CCA), 2015.

NHETE, T. D. **Electricity sector reform in Mozambique: A projection into the poverty and social impacts.** Journal of Cleaner Production, v. 15, n. 2, p. 190-202, 2007.

XIONG, C. **The social-psychological approach in understanding knowledge hiding within international R&D teams: An inductive analysis.** Journal of Business Research, v. 128, p. 799-811, 2021.

ZHAO, H. **Social welfare evaluation of electric universal service in China: From the perspective of sustainability.** Sustainability, v. 6, n. 8, p. 4949-4965, 2014.

SALITE, D. **Electricity access in Mozambique: A critical policy analysis of investment, service reliability and social sustainability.** Energy Research & Social Science, v. 78, 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.erss.2021.102123>