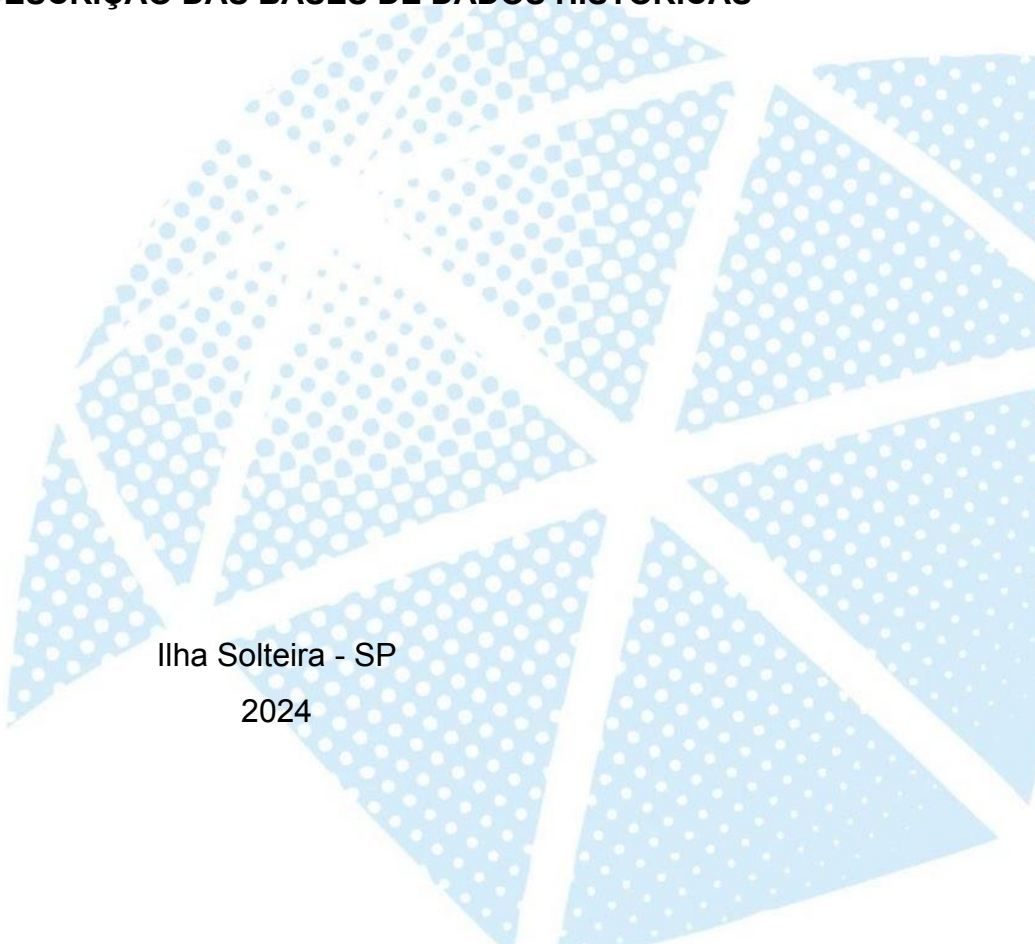


**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

JOÃO VICTOR DE BARROS

**AVALIAÇÃO DE RISCO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA: DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS HISTÓRICAS**

Ilha Solteira - SP
2024



JOÃO VICTOR DE BARROS

**AVALIAÇÃO DE RISCO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA: DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS HISTÓRICAS**

Trabalho de conclusão de curso
apresentado à Universidade Estadual
Paulista (UNESP), Faculdade de
Engenharia, Ilha Solteira, para obtenção
do título de Bacharel em Engenharia
Elétrica.

Área de Concentração: Automação

Orientador: Prof. Dr. Jonatas Boas Leite

Ilha Solteira - SP

2024

FICHA CATALOGRÁFICA

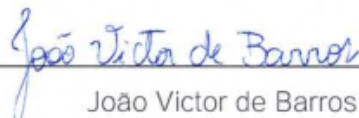
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

- B277a Barros, João Victor de.
Avaliação de risco em redes de distribuição de energia elétrica: descrição das bases de dados históricas / João Victor de Barros. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2024
66 f. : il.
- Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira, 2024
- Orientador: Jonatas Boas Leite
- Inclui bibliografia
1. Banco de dados. 2. Condições climáticas. 3. Dados. 4. Estatística. 5. Probabilidade. 6. Smart grids.

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos sete dias do mês de junho do ano de dois mil e vinte e quatro, o discente **João Victor de Barros**, matriculado sob o nº 171052315, tendo como banca examinadora o seu orientador, o Prof. Dr. Jonatas Boas Leite, o Doutorando Gabriel Victor De Oliveira Blanco e o Mestrando Vagner Antonio de Moraes da Cruz, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado "**Avaliação de Risco em Redes de Distribuição de Energia Elétrica: Descrição das Bases de Dados Históricas**", obtendo a nota 10,0 (DEZ) e conceito APROVADO.


Prof. Dr. Jonatas Boas Leite
- Orientador -


João Victor de Barros
- Discente -


Doutorando Gabriel Victor De Oliveira
Blanco
- Membro da Banca -


Mestrando Vagner Antonio de Moraes da
Cruz
- Membro da Banca -

Dedico este trabalho aos meus pais Carlos César de Barros e Ivone Palhares Batista de Barros, por me proporcionarem a oportunidade de estudar em uma universidade pública, e a minha namorada, Sabryna da Silva Castro, que está comigo desde o começo dessa jornada, dando todo o apoio necessário.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas que estiveram comigo durante esses anos de graduação, minha família e principalmente aos meus pais Carlos César de Barros e Ivone Palhares Batista de Barros, que me proporcionaram uma grande oportunidade de estudar em uma universidade pública, com toda a ajuda financeira e apoio para que esse sonho fosse conquistado, me dando todo o apoio para o crescimento profissional e pessoal. Eles também que serviram de exemplo, diante de uma história difícil de vida que tiveram, sempre me incentivaram a seguir no caminho dos estudos. Vocês são o meu alicerce para a vida.

Agradeço também a minha namorada, Sabryna da Silva Castro, que esteve comigo desde o começo da minha jornada da graduação, sempre me apoiando, ajudando nos momentos mais difíceis, estando ao meu lado nos melhores e piores momentos e me incentivando a conquistar esse título de Engenheiro Eletricista, apoiando em decisões e me ajudando a crescer tanto profissionalmente como no lado pessoal. Minha companheira de vida, sua presença em minha vida foi e é essencial.

Ao meu irmão de convivência, Felipe de Melo Hebling, com quem morei durante esses anos de graduação, por me apoiar em momentos difíceis, pela amizade, companheirismo, ajuda mútua, puxões de orelha, conselhos, etc.

Aos meus amigos de faculdade, companheiros que passaram comigo por momentos decisivos durante a graduação, nos estudos, pesquisas, projetos, alegrias, tristezas.

Ao meu orientador Jonatas Boas Leite, pela oportunidade, tempo e dedicação na condução deste trabalho, com toda a paciência e disponibilidade para me explicar os objetivos, técnicas, passo a passo e pela oportunidade de ter realizado um Treinamento Técnico de nível 1 patrocinado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP).

“A persistência é o menor caminho do êxito”
(Charles Chaplin).

RESUMO

Com o passar dos anos e o desenvolvimento dos sistemas elétricos de potência, ocorreu a necessidade de se elaborar e planejar sistemas de distribuição com redes interconectadas. Tais operações, por consistir em planejamentos e ações preventivas, utilizam um grande número de dados. Esse é um dos conceitos de *smart grids*, ou seja, redes inteligentes que possuem *smart meters* para a coleta desses dados, detectando as faltas ocorridas, consumo, qualidade da energia, ocorrência de picos de tensão, dentre outras métricas importantes para estudos de causa do mau funcionamento de uma rede, e para aplicar possíveis ações preventivas de problemas. Através dos dados, é possível realizar estudos do histórico das redes, considerando informações de diferentes contextos de forma a prever possíveis problemas na rede, através de técnicas de probabilidade e estatística. Neste trabalho de conclusão de curso, este conceito explicado anteriormente é aplicado. Foram utilizados os bancos de dados histórico e meteorológico, mais especificamente, com informações das faltas ocorridas durante alguns anos e de condições climáticas durante esses mesmos anos, respectivamente. Foram feitas análises de probabilidades durante esses anos para uma subestação, analisando-se as faltas ocorridas durante os meses de cada ano e como estavam as condições climáticas, no caso a velocidade do vento e classificação do tempo (bom, nebuloso, chuvoso e com tempestade), no exato horário de acontecimento dessas faltas. Foram gerados gráficos dividindo os meses em estações do ano, e através das linhas de tendências das probabilidades dos gráficos, foram gerados dados de previsão da probabilidade de falta em cada situação analisada para o ano seguinte. Com isso, foi possível analisar a tendência de ocorrência de faltas durante essas condições climáticas. O trabalho mostrou que esse é um método eficaz para previsibilidade da rede e vale ressaltar que foram analisadas somente as condições de velocidade do vento e característica do tempo, sendo possível extrapolar outras características, como por exemplo: ciclo de vida dos equipamentos; características da vegetação; descargas atmosféricas; dentre outras, o que tornam a análise e prevenção mais eficazes.

Palavras-chave: banco de dados; condições climáticas; dados; estatística; probabilidade; *smart grids*; *smart meters*.

ABSTRACT

Over the years and the development of electrical power systems, there was a need to develop and plan distribution systems with interconnected networks. Such operations, as they consist of planning and preventive actions, use a large amount of data. This is one of the concepts of smart grids, that is, intelligent networks that have smart meters to collect this data, detecting faults, consumption, energy quality, the occurrence of voltage peaks, among other important metrics for power studies. cause of network malfunction, and to apply possible preventive actions against problems. Through the data, it is possible to carry out studies on the history of networks, considering information from different contexts in order to predict possible problems in the network, through probability and statistical techniques. In this course conclusion work, this previously explained concept is applied. Historical and meteorological databases were used, more specifically, with information on faults that occurred during some years and climatic conditions during those same years, respectively. Probability analyzes were carried out during these years for a substation, analyzing the faults that occurred during the months of each year and how the weather conditions were, in this case wind speed and weather classification (good, cloudy, rainy and with a storm), at the exact time these faults occurred. Graphs were generated dividing the months into seasons of the year, and through the trend lines of the graphs' probabilities, forecast data on the probability of shortages in each situation analyzed for the following year were generated. This made it possible to analyze the tendency for faults to occur during these weather conditions. The work showed that this is an effective method for network predictability and it is worth highlighting that only the conditions of wind speed and weather characteristics were analyzed, making it possible to extrapolate other characteristics, such as: life cycle of equipment; vegetation characteristics; atmospheric discharges; among others, which make analysis and prevention more effective.

Keywords: climate conditions; data; database; probability; smart grids; smart meters; statistics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Sistema elétrico trifásico convencional.....	16
Figura 2. Integração entre TO e TI.....	19
Figura 3. Diagrama com dimensões dos fatores de causa de falta de energia elétrica.....	25
Figura 4. Query sql utilizada para obtenção dos dados do banco de dados.....	26
Figura 5. Query sql utilizada para análise das faltas com velocidade do vento.....	29
Figura 7. Probabilidade de falta quando vento baixo - por estação.....	37
Figura 8. Probabilidade de falta quando vento médio - por estação.....	38
Figura 9. Probabilidade de falta quando vento alto - por estação.....	38
Figura 10. Ocorrência de cada velocidade do vento no verão.....	41
Figura 11. Ocorrência de cada velocidade do vento no outono.....	42
Figura 12. Ocorrência de cada velocidade do vento no inverno.....	42
Figura 13. Ocorrência de cada velocidade do vento na primavera.....	43
Figura 14. Linhas de tendência para velocidade do vento baixa - verão e outono.....	44
Figura 15. Probabilidade de falta quando vento baixo - por estação (estimativa 2016).....	46
Figura 16. Probabilidade de falta quando vento médio - por estação (estimativa 2016).....	46
Figura 17. Probabilidade de falta quando vento alto - por estação (estimativa 2016).....	47
Figura 18. Probabilidade de falta quando tempo bom - por estação.....	51
Figura 19. Probabilidade de falta quando tempo nebuloso - por estação.....	52
Figura 20. Probabilidade de falta quando tempo chuvoso - por estação.....	52
Figura 21. Probabilidade de falta quando tempo com tempestade - por estação.....	53
Figura 22. Ocorrência de cada característica do tempo no verão.....	56
Figura 23. Ocorrência de cada característica do tempo no outono.....	56
Figura 24. Ocorrência de cada característica do tempo no inverno.....	57
Figura 25. Ocorrência de cada característica do tempo na primavera.....	57
Figura 26. Probabilidade estimada de falta quando tempo bom - por estação.....	59
Figura 27. Probabilidade estimada de falta quando tempo nebuloso - por estação.....	60
Figura 28. Probabilidade estimada de falta quando tempo chuvoso - por estação.....	60
Figura 29. Probabilidade estimada de falta com tempo de tempestade - por estação.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Dados da tabela Interruption e Metar (join).....	26
Tabela 2. Velocidade do vento.....	28
Tabela 3. Condição climática.....	28
Tabela 4. Probabilidade de faltas para determinadas velocidades do vento.....	33
Tabela 5. Probabilidade de faltas para velocidade do vento baixa por estação.....	36
Tabela 6. Probabilidade de faltas para velocidade do vento média por estação.....	36
Tabela 7. Probabilidade de faltas para velocidade do vento alta por estação.....	36
Tabela 8. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no verão.....	40
Tabela 9. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no outono.....	40
Tabela 10. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no inverno.....	40
Tabela 11. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento na primavera.....	41
Tabela 12. Probabilidade de faltas para determinadas características do tempo.....	47
Tabela 13. Probabilidade de faltas para tempo bom por estação.....	50
Tabela 14. Probabilidade de faltas para tempo nebuloso por estação.....	50
Tabela 15. Probabilidade de faltas para tempo chuvoso por estação.....	51
Tabela 16. Probabilidade de faltas para tempo com tempestade por estação.....	51
Tabela 17. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no verão.....	54
Tabela 18. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no outono.....	55
Tabela 19. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no inverno.....	55
Tabela 20. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo na primavera.....	55

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Corrente alternada
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CIC	Custo de interrupção do cliente
DC	Corrente contínua
FAPESP	Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo
KDD	Descoberta de conhecimento a partir de dados
OMS	Sistema de gerenciamento de interrupções
SIG	Sistema de informações geográficas
TO	Tecnologias de operação
TI	Tecnologias de informação

LISTA DE SÍMBOLOS

$p(x_i = 1 f)$	Probabilidade condicional
p	Probabilidade
$\mu_{p \text{ outros anos}}$	Média da probabilidade de outros anos
$\sigma_{p \text{ outros anos}}$	Desvio padrão da probabilidade de outros anos

SUMÁRIO

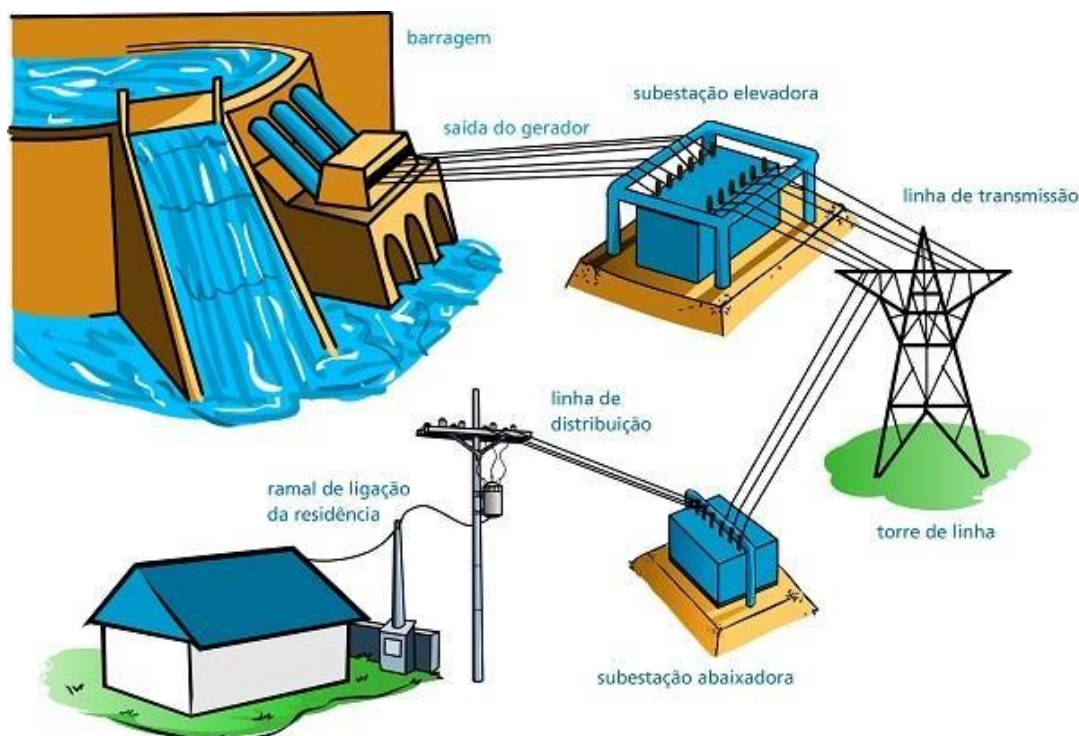
1 INTRODUÇÃO	15
1.1 OBJETIVOS DO TRABALHO	17
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	17
2 AVALIAÇÃO DE RISCO	19
2.1 CONJUNTO DE AMEAÇAS E MODELOS DE VULNERABILIDADE	21
3 ANÁLISE DE DADOS	24
3.1 OBTENÇÃO DAS PROBABILIDADES RELACIONADAS AO CLIMA	24
3.2 CARACTERÍSTICAS DOS DADOS	26
3.3 ANÁLISE DOS DADOS	28
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
4.1 VELOCIDADE DO VENTO	33
4.2 CARACTERÍSTICA DO TEMPO	47
5 CONCLUSÃO	62

1 INTRODUÇÃO

O conceito de uma rede de distribuição de energia elétrica tornou-se necessário a partir da década de 1880, quando a eletricidade passou a ser gerada em centrais elétricas. As primeiras redes de distribuição tinham a função de distribuir eletricidade para a iluminação a arco nas cidades, substituindo os sistemas de iluminação a gás. Nesta época, havia redes de distribuição que operavam em corrente alternada (AC) e em corrente contínua (DC). Entretanto, aquelas que operavam em corrente contínua não eram muito eficientes, visto que os cabos de cobre de sustentação dessas redes de distribuição tinham a necessidade de ser muito espessos e a unidade de geração não poderia ficar a grandes distâncias do local a ser iluminado, pois o afundamento de tensão era relevante com elevadas perdas durante o caminho percorrido pela corrente elétrica.

Em meados da década de 1880, baseando-se nos conceitos de indução eletromagnética, de Michael Faraday (Inglaterra, 1791-1867) e de Joseph Henry (EUA, 1797-1878), foram desenvolvidos os transformadores de corrente alternada, fazendo com que toda a distribuição de energia tendesse a ser feita em corrente alternada. Dessa forma, eleva-se a magnitude da tensão para a transmissão (redução de perdas ôhmicas, fios menos espessos e transmissão em maiores distâncias) e abaixa-se a mesma magnitude de tensão nas proximidades dos consumidores de energia elétrica. A Figura 1 representa um modelo do sistema elétrico trifásico convencional.

Figura 1. Sistema elétrico trifásico convencional



Fonte: Mundo da Elétrica (s.d.)

Os procedimentos de distribuição de energia elétrica no Sistema Elétrico Nacional são essenciais para assegurar a qualidade e a continuidade do fornecimento de energia elétrica (ANEEL, 2021), e com o passar dos anos, o sistema de distribuição de energia elétrica foi sendo aperfeiçoado e, conseqüentemente, adquirindo maior complexidade. As redes de distribuição passaram a ser interconectadas e operadas por um amplo número de companhias concessionárias de eletricidade.

Em paralelo ao desenvolvimento das redes de distribuição, a computação e a matemática computacional sofreram um grande avanço durante o final do século XX e início do século XXI. Computadores com maior capacidade de processamento, de análise de dados, memória, desempenho computacional e capacidade de armazenamento surgiram.

Trabalhar com os dados coletados pelas empresas se tornou um grande diferencial nos últimos anos, visto que é possível desenvolver análises comportamentais dos clientes, entender os produtos em suas particularidades, analisar em quais aspectos ele atende as necessidades dos clientes e em quais existe possibilidade de melhoria. Além disso, o desenvolvimento da inteligência artificial, que utiliza técnicas de probabilidade, estatística e *machine learning* para

analisar uma base histórica e realizar previsões acerca de comportamentos, possibilitou que essas análises de dados se tornassem cada vez mais frequentes e representassem o passado analisado e possibilidades de futuro. Esses temas se fazem presentes em todos os segmentos da indústria, inclusive na Engenharia Elétrica.

Considerando toda a evolução tecnológica comentada acima, é possível concluir que a demanda de energia elétrica cresceu muito e tende a crescer cada vez mais, visto que os mais diversos componentes tecnológicos utilizados em empresas, indústrias, hospitais, universidades, dentre outros segmentos, são alimentados por energia. Além disso, como a maioria dos equipamentos são vitais para o bom funcionamento das atividades das empresas e hospitais, o fornecimento de energia elétrica pelas concessionárias deve ser o mais estável possível, ou seja, a mitigação dos impactos de faltas de energia é uma preocupação e responsabilidade das empresas distribuidoras de energia elétrica.

1.1 OBJETIVOS DO TRABALHO

Este trabalho tem como objetivo principal analisar uma base de dados que contém informações de um sistema de distribuição de energia, restringindo a análise para uma subestação específica, de código 13502, observando as ocorrências de faltas de energia elétrica e associando a características de velocidade do vento no momento das faltas e condições climáticas (classificação do tempo no momento da falta), no período de 2009 a 2015. Dessa forma, verifica-se a probabilidade de ocorrência de falta devido à velocidade do vento ou condição climática, por estação do ano. Isso permite realizar uma previsão dessas probabilidades para o ano de 2016 através de uma estimativa via regressão linear, ou equação da linha de tendência.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho de graduação tem a seguinte organização:

Capítulo 1 e 2 apresenta-se a introdução e motivação do trabalho destacando a importância da análise de dados nas redes de distribuição de energia elétrica, a fim de entender o histórico de falhas da rede e até realizar previsões sobre futuras

faltas, baseando-se no histórico. Apresentam-se também os objetivos gerais e específicos do projeto de graduação desenvolvido.

No Capítulo 3 apresenta-se a metodologia utilizada do desenvolvimento do trabalho, que está subdividida em: a) obtenção dos dados; b) características dos dados; c) estudos dos dados e técnicas utilizadas para esse estudo.

No Capítulo 4 os resultados obtidos são apresentados através de gráficos e tabelas, analisando-se as faltas ocorridas durante os anos de 2009 a 2015, quando o vento estava com determinadas velocidades e o tempo estava com determinadas características.

No Capítulo 5 são feitas as considerações finais e as conclusões deste trabalho destacando os bons resultados obtidos no desenvolvimento desse projeto de graduação.

Portanto, o resultado é uma análise de uma base de dados, em uma subestação específica, onde foram analisadas faltas em determinadas condições climáticas (característica do vento e do tempo) e uma possibilidade de previsão de faltas futuras a partir de linhas e equações de tendências dos dados históricos da subestação.

2 AVALIAÇÃO DE RISCO

Historicamente, tecnologias de operação (TO) e tecnologias de informação (TI) residem em diferentes domínios dentro das distribuidoras de eletricidade. Por um lado, as TOs são responsáveis por executar, monitorar e controlar o sistema de energia que garante a adequação das redes elétricas sob restrições de confiabilidade, qualidade e custo. A área de TI, por outro lado, tem a função de realizar tomadas de decisão eficazes envolvendo integração de dados e aplicativos, inteligência de negócios, coordenação de fluxo de trabalho e capacidade computacional para executar algoritmos complexos e exibir visualizações de mapas. Hoje, o moderno sistema de energia exige a integração de TO e TI permitindo a operação completa de novos tipos de ativos/agentes que dependem de grandes quantidades de dados em tempo real e quase real. Essa integração traz benefícios como redução de custos operacionais, aumento de confiabilidade e receita operacional, uso de melhores práticas e alta produtividade (Borlase, 2013). Nesse cenário, a análise de risco online surge como uma abordagem viável que se beneficia desse processo de integração. A Figura 2 ilustra o que foi explicado.

Figura 2. Integração entre TO e TI



Fonte: O Setor Elétrico (2024)

A análise de risco online para o sistema de energia deve ser capaz de fornecer conhecimento essencial para aumentar a resiliência da operação contra os ataques físicos. Isso pode ser alcançado integrando a análise de confiabilidade e automação da distribuição em uma estrutura que visa minimizar os impactos da interrupção de energia e reduzir a intervenção humana. A estrutura baseada em risco executa sequencialmente a avaliação e o controle de risco. Os dados quantitativos e/ou qualitativos, exigidos pelo processo decisório para controle de riscos, são fornecidos pelo processo de avaliação de riscos que responde a perguntas como: O que pode dar errado e suas consequências? Qual é a probabilidade de algo dar errado? (Ayyub, 2003).

O risco é normalmente avaliado por meio de uma função de probabilidade de ocorrência do evento e por sua consequência relacionada. No sistema de energia, particularmente no sistema de transmissão de energia, a avaliação de risco é mais amplamente empregada como em Dokic et al. (2016) e Nattiand & Kezunovic (2008). A literatura especializada para sistema de distribuição de energia também possui diversos trabalhos onde o risco é a principal preocupação. Por exemplo, em Shah et al., (2015), o planejamento de médio e longo prazo para conectar a geração fotovoltaica em redes de distribuição é realizado usando uma avaliação de segurança baseada em risco. O risco global é qualificado multiplicando-se a função de severidade pela densidade de probabilidade dos índices de desempenho do sistema para variação de tensão em regime permanente, fluxo nas linhas, estabilidade de tensão estática e dinâmica.

Wallnerstron & Hilber, 2012, usam um conjunto de índices quantitativos, como compensação de longas interrupções e índices tradicionais de confiabilidade, em uma análise de vulnerabilidade comparando os resultados das análises de risco para alocar efetivamente recursos humanos e econômicos e equipamentos no sistema de distribuição de energia. Para fins de alocação de investimentos, Garcés & Almeida, 2014, classificam valores de risco para priorizar ações preditivas no sistema subterrâneo de distribuição de energia elétrica usando uma avaliação multidimensional onde as consequências têm quatro dimensões: impactos humanos, impactos financeiros, impactos operacionais e interrupções no tráfego de veículos.

Por outro lado, o impacto de condições climáticas severas sobre o sistema de distribuição tem sido mais intensamente investigado como em Li et al. (2014), onde a abordagem de avaliação de risco proposta emprega uma combinação de

simulação sequencial de Monte Carlo com modelos de probabilidade de vento a partir do banco de dados históricos e registros de interrupção. A mitigação de impactos climáticos no sistema de distribuição usando análise de risco é proposta por Chen & Kezunovic, (2016) com uma abordagem de lógica nebulosa para melhorar o processo de tomada de decisão do sistema de gerenciamento de interrupções (OMS) por meio de uma análise de vulnerabilidade baseada em sistema de informações geográficas (SIG).

Apesar desses extensos estudos, novas investigações têm surgido a fim de elevar a aplicabilidade e precisão das abordagens propostas. Em Yan, et al., (2016), uma metodologia de avaliação de risco inclui o impacto climático no custo de interrupção do cliente (CIC) para diferentes categorias de cargas da rede de distribuição que incluem clientes importantes, ou seja, centros de saúde e escolas, além de clientes tradicionais como residenciais, industriais e comerciais. A determinação dos impactos climáticos enfatiza os danos e suas consequências, como em Leite, et al., (2016) que inclui eventos de gerenciamento de faltas no custo de interrupção usando uma formulação baseada em séries temporais para suporte de dados espaço-temporais também.

2.1 CONJUNTO DE AMEAÇAS E MODELOS DE VULNERABILIDADE

A determinação das ameaças que podem danificar componentes elétricos vulneráveis é um passo importante na avaliação de risco. Vários fatores influenciam as condições de risco, por exemplo, a ocorrência de descargas atmosféricas depende da altitude, proximidade do mar, umidade do ar e ocorrência de frentes frias. Desta forma, os dados topológicos e previsões meteorológicas devem estar relacionados com a probabilidade de ocorrência de cada ameaça. Os fatores externos de interesse são: 1) velocidade do vento, que pode ser baixa, média ou alta; 2) clima, classificado como bom, nublado, chuvoso e tempestade; 3) incidência de descargas atmosféricas; 4) vegetação acima da altura; e 5) degradação por envelhecimento do equipamento.

A vegetação e as características de envelhecimento são particularmente observadas usando modelos de vulnerabilidade. Nos sistemas de distribuição de energia, os modelos de vulnerabilidade derivam da análise de confiabilidade onde são assumidas premissas como: ações de reparo deixam o sistema como novo; e o

tempo médio entre faltas é distribuído exponencialmente (Balijepalli et al., 2004). No modelo de vegetação, o tempo até a falta é baseado no cronograma de poda, enquanto o modelo de envelhecimento utiliza a vida útil do equipamento.

As redes de distribuição são majoritariamente aéreas, onde o condutor elétrico das linhas de distribuição está vulnerável a ameaças ambientais, como a vegetação. O contato de galhos de árvores com condutores de linhas de distribuição frequentemente causa interrupção de energia elétrica, reduzindo os índices de confiabilidade. Desta forma, a localização das árvores e o monitoramento do seu crescimento são fundamentais para garantir um fornecimento de energia com alta qualidade. A localização da vegetação pode ser realizada utilizando qualquer tipo de tecnologia de sensoriamento remoto em associação com SIG (Luo, et al., 2010). Uma vez localizadas as árvores, as informações de vegetação e equipamentos devem ser correlacionadas para identificar as linhas de distribuição vulneráveis ao crescimento das árvores.

Um modelo de crescimento da vegetação prevê a altura das árvores em função do tempo ou idade (Radmer, et al., 2002). O tempo de crescimento compreende o intervalo de tempo entre a data atual e a data do último corte. Adicionalmente, a taxa de crescimento depende de parâmetros climáticos como valores médios mensais de temperatura e precipitação. Na natureza, a vegetação atinge uma altura assintótica. No meio urbano, a altura da árvore podada segue os padrões de segurança estabelecidos pela concessionária que permite determinar se a vegetação está acima da altura.

Como o modelo de vulnerabilidade da vegetação, a vida útil do equipamento é dada por uma função exponencial que expressa a degradação do equipamento devido ao envelhecimento sob estresses elétricos, mecânicos e térmicos (Zhang & E. Gockenbachl, 2002). A vulnerabilidade por envelhecimento assume a premissa de reparo para correlacionar dimensões de equipamentos e informações de interrupção e, diferentemente do modelo de vegetação, é aplicada para todos os dispositivos de uma rede de distribuição.

Um equipamento elétrico pode falhar se for submetido à sobretensão ou ao estresse mecânico, bem como ao processo de degradação por temperatura ou tempo. A probabilidade de falha vem da comparação entre a vida útil esperada e o tempo de operação, ou seja, desvio entre a data atual e a data de instalação do equipamento. Esta comparação é feita usando um parâmetro de escala que

representa a dispersão no tempo de falha para diferentes tipos de dispositivos elétricos como disjuntor, condutor e transformador de distribuição. Assim, um equipamento elétrico está super degradado sempre que atinge no mínimo 63% de possibilidade de falha.

3 ANÁLISE DE DADOS

A falta de energia elétrica, seja ela momentânea ou prolongada, pode gerar consequências significativas em diversos setores, desde o fornecimento de serviços essenciais, como saúde e segurança, até a operação de infraestruturas críticas, como redes de comunicação e transporte. Portanto, a análise e compreensão dos fatores que contribuem para as interrupções no fornecimento de energia são de extrema importância para o desenvolvimento de estratégias de correções preventivas e análises de probabilidades de falta para planejar possíveis planos de mudanças a fim de mitigar os impactos da interrupção do fornecimento de energia (Das, 2012). O *U.S. Department of Energy* (2013) destaca a importância da resiliência da infraestrutura energética para mitigar os impactos adversos de eventos climáticos extremos.

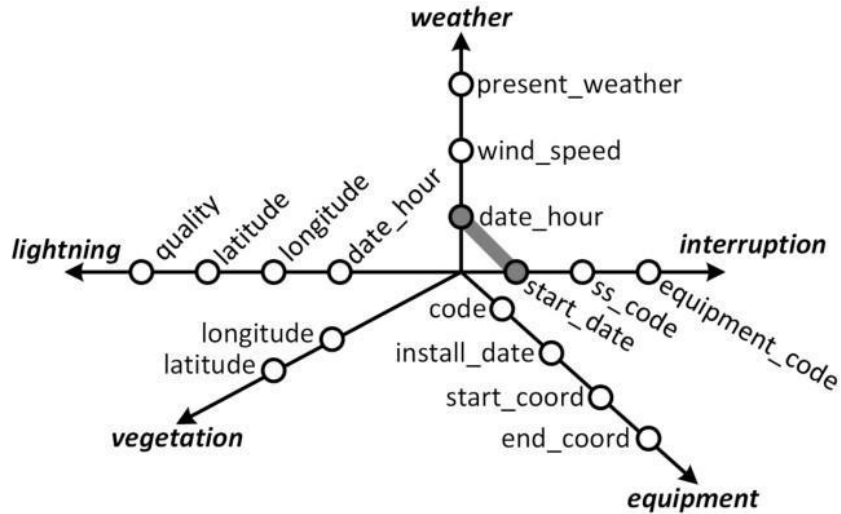
3.1 OBTENÇÃO DAS PROBABILIDADES RELACIONADAS AO CLIMA

Correlações entre bancos de dados históricos, por exemplo, entre bancos de dados de interrupção e meteorológicos devem fornecer informações úteis no cálculo de probabilidades para fatores externos de interesse que influenciam as condições de risco. No entanto, dados coletados de diferentes fontes normalmente possuem grande volume com informações desnecessárias e, às vezes, dados inconsistentes. A mineração de dados, ou descoberta de conhecimento a partir de dados (KDD) compreende um grupo sequencial de funções para lidar com essas dificuldades de banco de dados massivo (Han, et al., 2012). Na Figura 3, o diagrama de tabela ilustra os atributos de algumas informações úteis após o processamento dos dados usando funções KDD como limpeza, integração e seleção de dados.

Uma vez que o banco de dados é mais amigável, as transações de dados permitem a obtenção de probabilidades de interesse. A Figura 3 destaca o ponto de interseção entre as informações meteorológicas e de interrupção que é uma variável do tipo `datetime` que representa a hora da coleta de dados meteorológicos (`date_hour`) e a hora em que o evento de interrupção ocorre (`start_date`). Uma transação de dados utilizando esta relação deve acessar outros atributos meteorológicos como a variável do tipo inteira codificada no atributo `present_weather` que classifica as informações meteorológicas coletadas de

acordo com tabela de código (2022) para calcular, por exemplo, a probabilidade de tempestade durante um evento de falta. Apesar da existência de relações complexas entre as informações úteis, um simples pseudocódigo é suficiente para a obtenção das probabilidades de interesse, a partir de alguns ajustes necessários.

Figura 3. Diagrama com dimensões dos fatores de causa de falta de energia elétrica



Fonte: Leite, Mantovani, Dokic, Chen, Kezunovic (2017)

Uma análise estatística importante é a probabilidade. Analisando-se os dados de falta de uma rede de distribuição, e associando a cada dimensão da Figura 3, é possível estabelecer as probabilidades de ocorrência de falta para cada característica analisada, sendo a probabilidade condicional:

$$p(x_i = 1 | f) = \frac{\text{number times } x_i = 1 \text{ for } f}{\text{number of data points in } f} \quad (1)$$

Ao estabelecer essas probabilidades, é possível criar linhas de tendência com equações que as representam, aplicar técnicas de *machine learning* e inteligência artificial, dentre outras técnicas, e prever possíveis faltas para cada cenário analisado nos anos futuros, possibilitando a manutenção preventiva e tomada de medidas cabíveis para evitá-las. A análise preditiva permite às organizações tomarem decisões mais informadas com base em dados históricos e padrões identificados (Carlberg, 2012).

3.2 CARACTERÍSTICAS DOS DADOS

Para análise das características dos dados, é selecionado, por exemplo, o período dos dias 1 a 4 do mês de janeiro de 2009. Entre as várias colunas das tabelas nas diferentes bases de dados, são selecionadas apenas as informações de interesse da base de dados histórica, *Interruption*, (código da subestação em análise, data e hora de início da falta) e meteorológica, *Metar*, (velocidade do vento e característica do tempo).

Para buscar essas informações no banco de dados, é utilizada uma *query* sql de forma a realizar um *join* entre as duas tabelas. O intuito e finalidade do uso do *join* é trazer dados de faltas que ocorreram apenas em dias e horários que estavam presentes na base Metar, ou seja, apenas em dias e horários que tiveram medições das características meteorológicas. A Figura 4 mostra um exemplo da *query*.

Figura 4. *Query* sql utilizada para obtenção dos dados do banco de dados

```
select i.ss_code,
       i.start_date,
       m.wind_speed,
       m.present_weather
from wdb.dbo.Metar m
join hdb.dbo.interruption i
on (m.date_hour = i.start_date)
where m.date_hour between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-04 23:59:59.000'
and i.ss_code=13502
and i.start_date between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-04 23:59:59.000'
order by i.start_date;
```

Fonte: Própria do autor

Executando a *query* no banco de dados, os seguintes dados da Tabela 1 são obtidos:

Tabela 1. Dados da tabela *Interruption* e *Metar* (*join*)

ss_cod e	start_date	wind_spee d	present_weather
13502	2009-01-01 08:00:00.000	0	10
13502	2009-01-01 09:00:00.000	0	0
13502	2009-01-01 10:00:00.000	1	0
13502	2009-01-01 11:00:00.000	0	0

13502	2009-01-01 13:00:00.000	0	0
13502	2009-01-01 17:00:00.000	5,2	0
13502	2009-01-01 19:00:00.000	3,6	0
13502	2009-01-01 20:00:00.000	3,6	0
13502	2009-01-01 22:00:00.000	2,6	61
13502	2009-01-02 08:00:00.000	1	0
13502	2009-01-02 10:00:00.000	1	0
13502	2009-01-02 15:00:00.000	1	0
13502	2009-01-02 18:00:00.000	5,2	0
13502	2009-01-02 21:00:00.000	0	51
13502	2009-01-03 08:00:00.000	3,1	10
13502	2009-01-03 10:00:00.000	3,1	0
13502	2009-01-03 14:00:00.000	6,2	0
13502	2009-01-03 15:00:00.000	7,2	0
13502	2009-01-03 18:00:00.000	1,5	0
13502	2009-01-04 08:00:00.000	5,7	61
13502	2009-01-04 09:00:00.000	5,2	61
13502	2009-01-04 10:00:00.000	5,2	10
13502	2009-01-04 11:00:00.000	1,5	63
13502	2009-01-04 12:00:00.000	5,2	10
13502	2009-01-04 17:00:00.000	5,2	0
13502	2009-01-04 18:00:00.000	5,2	0
13502	2009-01-04 21:00:00.000	3,1	61
13502	2009-01-04 22:00:00.000	4,1	61

Fonte: Própria do autor

Observando-se os dados obtidos, as colunas possuem as seguintes informações:

1. **ss_code:** representa o código da subestação em análise;
2. **start_date:** têm-se o dia e horário que aconteceu a falta;
3. **wind_speed:** velocidade do vento no momento da falta;
4. **present_weather:** condição climática no momento da falta.

Vale ressaltar que esses valores das colunas de `wind_speed` e `present_weather` representam características do vento e do tempo segundo as tabelas a seguir:

Tabela 2. Velocidade do vento

Valores de <code>wind_speed</code>	Característica
<code>wind_speed ≤ 3,3</code>	velocidade do vento baixa
<code>3,3 < wind_speed ≤ 7,9</code>	velocidade do vento média
<code>wind_speed > 7,9</code>	velocidade do vento alta

Fonte: Própria do autor

Tabela 3. Condição climática

Valores de <code>present_weather</code>	Característica
0,1,2,3,100	tempo bom
5,10,11,12,28,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49	tempo nebuloso
14,15,16,20,21,25,50,52,53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,67,68,69,80,81,91,92	tempo chuvoso
18,64,65,82,95,96,97,98,99	tempo com tempestade

Fonte: Própria do autor

3.3 ANÁLISE DOS DADOS

Para realizar a análise dos dados, conforme já mencionado, é utilizado o banco de dados, juntamente com *queries* sql para conseguir os números que compõem as estimativas e probabilidades de faltas, com suas correlações com as informações de interesse e o Microsoft Excel® para criação de tabelas e gráficos que contém esses dados.

Para a análise da probabilidade condicional das faltas devido à velocidade do vento, por exemplo, nas três condições (vento baixo, médio e alto), é utilizada uma *query* sql que deve ser executada no banco de dados três vezes, sendo que cada vez está associada a uma característica do vento em específico. A Figura 5 mostra a *query* a ser utilizada para este fim.

Conforme se pode observar, a diferença com a *query* da Figura 4 consiste na inserção de três condições de *where* a mais que foram inseridas, correspondentes à velocidade do vento.

Figura 5. *Query* sql utilizada para análise das faltas com velocidade do vento

```
select i.ss_code,
       i.start_date,
       m.wind_speed,
       m.present_weather
from wdb.dbo.Metar m
join hdb.dbo.interruption i
on (m.date_hour = i.start_date)
where m.date_hour between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-31 23:59:59.000'
and i.ss_code=13502
and i.start_date between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-31 23:59:59.000'
and m.wind_speed < 3.3
--and m.wind_speed between 3.3 and 7.9
--and m.wind_speed > 7.9
order by i.start_date;
```

Fonte: Própria do autor

Para a obtenção dos resultados esperados, executa-se essa *query* para os meses, por exemplo, de janeiro a dezembro, entre os anos de 2009 a 2015. Para obter as probabilidades de análise. Executa-se sem as condições *where* da velocidade do vento, visando obter o valor total de faltas para o mês e ano em questão, e depois executa-se novamente com a condição *where* da velocidade do vento em questão para obter a quantidade de faltas, quando o vento estava com velocidade baixa, média e alta.

Dessa forma, a partir de (1), obtém-se a probabilidade de ocorrência de cada mês, para cada ano de faltas quando a velocidade do vento estava baixa, média e alta, dividindo-se a quantidade de faltas obtidas quando o vento estava baixo, médio ou alto pela quantidade de faltas total do mês.

Com esses dados em mãos, é possível realizar as análises esperadas para este trabalho de graduação - probabilidade de falta para determinada velocidade do vento. Vale ressaltar que como o período analisado é grande (por exemplo, Janeiro a Dezembro para os anos de 2009 a 2015), para diminuir a quantidade de gráficos e tabelas, separa-se esses dados em estações do ano, visto que os meses das estações do ano possuem características bem parecidas quanto a condições

climáticas. São considerados os seguintes meses para cada estação, para efeito de simplificação da divisão de intervalos de tempo:

1. **Verão:** Janeiro, fevereiro e março;
2. **Outono:** Abril, maio e junho;
3. **Inverno:** Julho, agosto e setembro;
4. **Primavera:** Outubro, novembro e dezembro.

Então, analisa-se a probabilidade de falta com ventos de velocidade baixa, média e alta por estação do ano, para os anos de 2009 a 2015, por exemplo. Isso é realizado da seguinte maneira: tendo em mãos a probabilidade de falta quando o vento estava baixo para os meses de janeiro, fevereiro e março no ano de 2009, soma-se essas três probabilidades e dividiu-se por três, obtendo-se a média aritmética das probabilidades e representando a estação do ano verão para o ano de 2009. Esse exemplo é dado utilizando o verão de 2009, mas a lógica proposta é a mesma para as outras estações e outros anos em análise.

Vale ressaltar também que na ausência de dados, por exemplo, no ano de 2014, os meses de junho, julho, agosto e setembro não há dados na base *Metar*, ou seja, sem dados das condições climáticas. Portanto, para esse ano de 2014, para a estação do ano outono, divide-se a soma das probabilidades dos meses de abril e maio por dois, desconsiderando o mês de junho pela ausência de informações climáticas. No caso para a estação do ano em que não há informação de nenhum mês, é realizada uma estimativa, calculando a média da probabilidade de ocorrência de falta na velocidade do vento em questão dos outros anos (por exemplo, 2009 a 2015, sem contar 2014), somando-se com a diferença entre um número aleatório (entre 0 e 1) e um outro número aleatório multiplicado pelo desvio padrão das probabilidades de falta na velocidade do vento em questão. A seguinte equação traduz o que está sendo explicado aqui:

$$p = \mu_{p \text{ outros anos}} + (\text{aleatório} - \text{aleatório}) \times \sigma_{p \text{ outros anos}} \quad (2)$$

Realizando-se o procedimento explicado acima para as quatro estações do ano, em todos os anos em questão da análise, é possível obter os gráficos e a partir

deles, as linhas de tendência de cada estação para cada velocidade do vento em questão, realizando-se previsões, por exemplo, do ano de 2016 a partir delas. Ou seja, é analisado o histórico de ocorrências e a partir desse histórico, são feitas previsões para futuras ocorrências de faltas, através de linhas de tendências nos gráficos criados no Microsoft Excel®, que utiliza técnicas de regressão estatística para criar tais linhas. Para este trabalho de graduação, são utilizadas as regressões lineares, onde o Excel utiliza o método dos mínimos quadrados para calcular a melhor linha de ajuste, que minimiza a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os valores previstos pela linha de tendência. A partir das equações geradas automaticamente pelas linhas de tendências, é possível prever resultados futuros.

Para explicar e analisar melhor os resultados, é feita ainda uma contabilização da quantidade de medições para cada mês, entre os anos de 2009 a 2015, por exemplo, utilizando a tabela *Metar*, em que a velocidade do vento estava baixa, média e alta, e é obtida a probabilidade de ocorrência dos ventos com tais velocidades para cada mês de cada ano, dividindo-se a quantidade de medições com o vento em determinada velocidade pela quantidade total de medições do vento, conforme (1). Essa análise é realizada visando entender o comportamento das probabilidades de falta obtidas em cada estação do ano.

O mesmo procedimento realizado para a característica de condição climática velocidade do vento é feito para a característica do tempo (tempo bom, nebuloso, chuvoso e com tempestade). As mesmas tabelas são construídas, mesmos procedimentos de estimativas para o ano de 2014, por exemplo, mesma separação em períodos de estações do ano, mesma contabilização explicada anteriormente. Ou seja, basta seguir o procedimento explicado para obter as características de condições do tempo. A única mudança consiste na *query sql* utilizada para conseguir os dados no banco de dados, que é apresentada na Figura 6.

Figura 6. Query sql utilizada para análise das faltas com características do tempo

```
select i.ss_code,
       i.start_date,
       m.wind_speed,
       m.present_weather
from wdb.dbo.Metar m
join hdb.dbo.interruption i
on (m.date_hour = i.start_date)
where m.date_hour between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-31 23:59:59.000'
and i.ss_code=13502
and i.start_date between '2009-01-01 00:00:00.000' and '2009-01-31 23:59:59.000'
--and present_weather in (0,1,2,3,100)
--and present_weather in (5,10,11,12,28,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49)
--and present_weather in (14,15,16,20,21,25,50,52,53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,67,68,69,80,81,91,92)
--and present_weather in (18,64,65,82,95,96,97,98,99)
order by i.start_date;
```

Fonte: Própria do autor

É a mesma lógica, porém as condições where são diferentes, pois dizem respeito à característica do tempo e não à velocidade do vento, sendo tais *ranges* de valores de referência baseados segundo a Tabela 3 apresentada. Então, a *query* é executada quatro vezes para cada mês de cada ano, uma vez para cada característica do tempo em questão.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os dados foram obtidos através das bases de dados histórico (hdb) e meteorológico (wdb), disponibilizados pelo professor orientador deste trabalho, e acessado através do uso do Open VPN da Unesp. Neste banco de dados, foram utilizadas as tabelas *Interruption*, que contém as informações de faltas (código da subestação, data e hora de início e fim da falta, dentre outras) e *Metar*, que contém informações meteorológicas (velocidade do vento, característica do tempo, data e hora de medição, dentre outras) úteis para realizar as análises de velocidade do vento e condições meteorológicas que foram objetivo deste trabalho.

4.1 VELOCIDADE DO VENTO

Os dados obtidos nas consultas da *query* da Figura 5 encontram-se a seguir:

Tabela 4. Probabilidade de faltas para determinadas velocidades do vento

Velocidade do vento								
Ano	Mês	Faltas	Vento baixo	Probabilidade vb	Vento médio	Probabilidade vm	Vento alto	Probabilidade va
2009	Janeiro	135	72	0,53	51	0,38	12	0,09
	Fevereiro	71	43	0,61	28	0,39	0	0,00
	Março	90	68	0,76	22	0,24	0	0,00
	Abril	74	50	0,68	24	0,32	0	0,00
	Maio	92	54	0,59	31	0,34	7	0,08
	Junho	72	45	0,63	25	0,35	2	0,03
	Julho	210	148	0,70	56	0,27	6	0,03
	Agosto	67	50	0,75	16	0,24	1	0,01
	Setembro	68	46	0,68	20	0,29	2	0,03
	Outubro	75	46	0,61	27	0,36	2	0,03
	Novembro	67	41	0,61	20	0,30	6	0,09
	Dezembro	115	77	0,67	32	0,28	6	0,05
2010	Janeiro	95	66	0,69	28	0,29	1	0,01
	Fevereiro	63	46	0,73	16	0,25	1	0,02
	Março	99	60	0,61	34	0,34	5	0,05
	Abril	83	56	0,67	24	0,29	3	0,04
	Maio	78	58	0,74	17	0,22	3	0,04

	Junho	82	64	0,78	16	0,20	2	0,02
	Julho	104	89	0,86	15	0,14	0	0,00
	Agosto	77	53	0,69	22	0,29	2	0,03
	Setembro	87	59	0,68	28	0,32	0	0,00
	Outubro	78	49	0,63	24	0,31	5	0,06
	Novembro	98	66	0,67	31	0,32	1	0,01
	Dezembro	92	57	0,62	33	0,36	2	0,02
2011	Janeiro	124	78	0,63	45	0,36	1	0,01
	Fevereiro	95	67	0,71	27	0,28	1	0,01
	Março	68	47	0,69	21	0,31	0	0,00
	Abril	51	40	0,78	11	0,22	0	0,00
	Maiο	63	40	0,63	23	0,37	0	0,00
	Junho	72	59	0,82	11	0,15	2	0,03
	Julho	58	42	0,72	16	0,28	0	0,00
	Agosto	49	29	0,59	19	0,39	1	0,02
	Setembro	60	32	0,53	28	0,47	0	0,00
	Outubro	80	51	0,64	29	0,36	0	0,00
	Novembro	68	44	0,65	23	0,34	1	0,01
	Dezembro	76	44	0,58	32	0,42	0	0,00
2012	Janeiro	75	51	0,68	24	0,32	0	0,00
	Fevereiro	57	44	0,77	13	0,23	0	0,00
	Março	59	43	0,73	16	0,27	0	0,00
	Abril	54	39	0,72	14	0,26	1	0,02
	Maiο	55	40	0,73	15	0,27	0	0,00
	Junho	48	38	0,79	9	0,19	1	0,02
	Julho	56	45	0,80	11	0,20	0	0,00
	Agosto	54	43	0,80	11	0,20	0	0,00
	Setembro	62	53	0,85	8	0,13	1	0,02
	Outubro	48	30	0,63	18	0,38	0	0,00
	Novembro	35	19	0,54	16	0,46	0	0,00
	Dezembro	12	8	0,67	4	0,33	0	0,00
2013	Janeiro	56	41	0,73	15	0,27	0	0,00
	Fevereiro	71	54	0,76	16	0,23	1	0,01
	Março	73	44	0,60	29	0,40	0	0,00
	Abril	63	44	0,70	19	0,30	0	0,00
	Maiο	62	43	0,69	19	0,31	0	0,00
	Junho	52	40	0,77	12	0,23	0	0,00

	Julho	73	51	0,70	21	0,29	1	0,01
	Agosto	55	39	0,71	16	0,29	0	0,00
	Setembro	50	36	0,72	14	0,28	0	0,00
	Outubro	67	48	0,72	19	0,28	0	0,00
	Novembro	68	43	0,63	25	0,37	0	0,00
	Dezembro	91	41	0,45	50	0,55	0	0,00
2014	Janeiro	101	47	0,47	53	0,52	1	0,01
	Fevereiro	51	28	0,55	23	0,45	0	0,00
	Março	77	55	0,71	22	0,29	0	0,00
	Abril	68	48	0,71	20	0,29	0	0,00
	Maiο	52	36	0,69	14	0,27	2	0,04
	Junho							
	Julho							
	Agosto							
	Setembro							
	Outubro	89	59	0,66	27	0,30	3	0,03
	Novembro	50	37	0,74	13	0,26	0	0,00
	Dezembro	35	18	0,51	17	0,49	0	0,00
2015	Janeiro	61	35	0,57	26	0,43	0	0,00
	Fevereiro	32	25	0,78	7	0,22	0	0,00
	Março	41	29	0,71	12	0,29	0	0,00
	Abril	48	40	0,83	8	0,17	0	0,00
	Maiο	48	40	0,83	8	0,17	0	0,00
	Junho	69	50	0,72	18	0,26	1	0,01
	Julho	43	43	1,00	0	0,00	0	0,00
	Agosto	143	99	0,69	43	0,30	1	0,01
	Setembro	105	65	0,62	40	0,38	0	0,00
	Outubro	74	55	0,74	19	0,26	0	0,00
	Novembro	63	44	0,70	19	0,30	0	0,00
	Dezembro	61	39	0,64	19	0,31	3	0,05

Fonte: Própria do autor

A partir desses indicadores, foi possível criar outras sub tabelas separando os resultados por estações do ano, ou seja, para cada velocidade do vento analisada, como era o comportamento em cada estação do ano.

Tabela 5. Probabilidade de faltas para velocidade do vento baixa por estação

Vento baixo por estação				
Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,63	0,63	0,71	0,63
2010	0,68	0,73	0,74	0,64
2011	0,68	0,75	0,62	0,62
2012	0,73	0,75	0,82	0,61
2013	0,70	0,72	0,71	0,60
2014	0,58	0,70	0,72	0,64
2015	0,69	0,80	0,77	0,69

Fonte: Própria do autor

Tabela 6. Probabilidade de faltas para velocidade do vento média por estação

Vento médio por estação				
Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,34	0,34	0,27	0,31
2010	0,30	0,23	0,25	0,33
2011	0,32	0,24	0,38	0,37
2012	0,27	0,24	0,18	0,39
2013	0,30	0,28	0,29	0,40
2014	0,42	0,28	0,29	0,35
2015	0,31	0,20	0,23	0,29

Fonte: Própria do autor

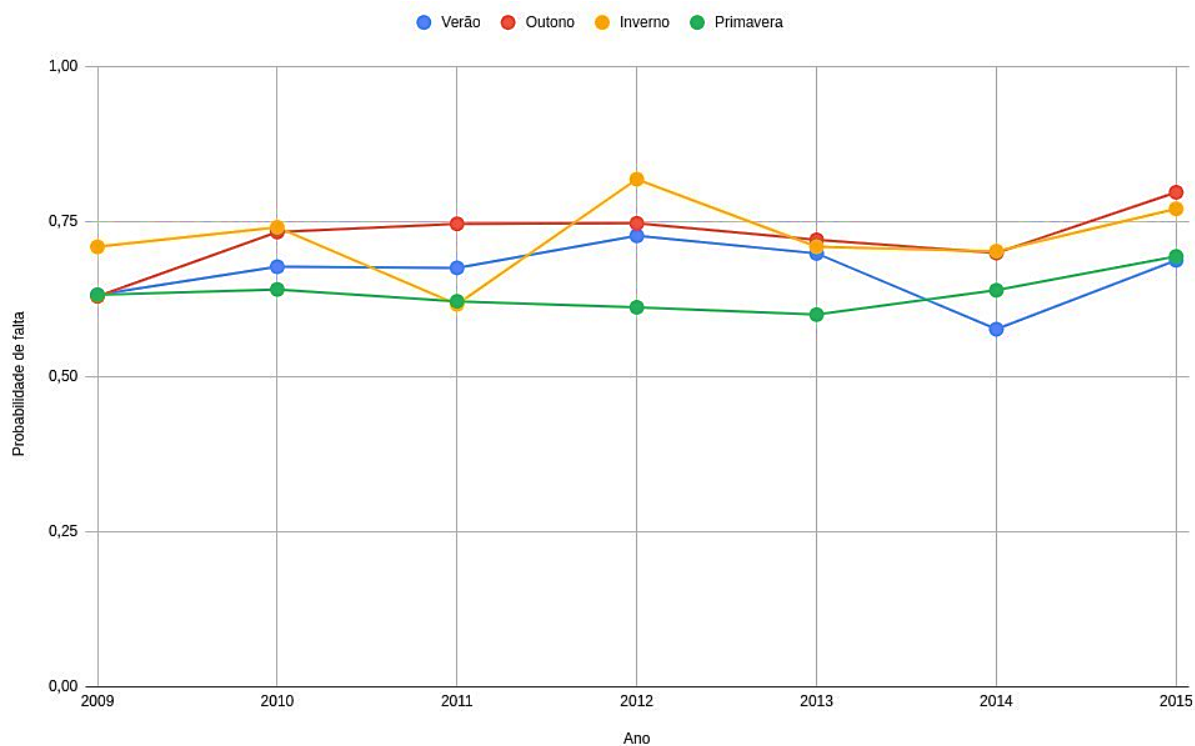
Tabela 7. Probabilidade de faltas para velocidade do vento alta por estação

Vento alto por estação				
Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,03	0,03	0,02	0,06
2010	0,03	0,03	0,01	0,03
2011	0,01	0,01	0,01	0,00
2012	0,00	0,01	0,01	0,00
2013	0,00	0,00	0,00	0,00
2014	0,00	0,02	0,01	0,01
2015	0,00	0,00	0,00	0,02

Fonte: Própria do autor

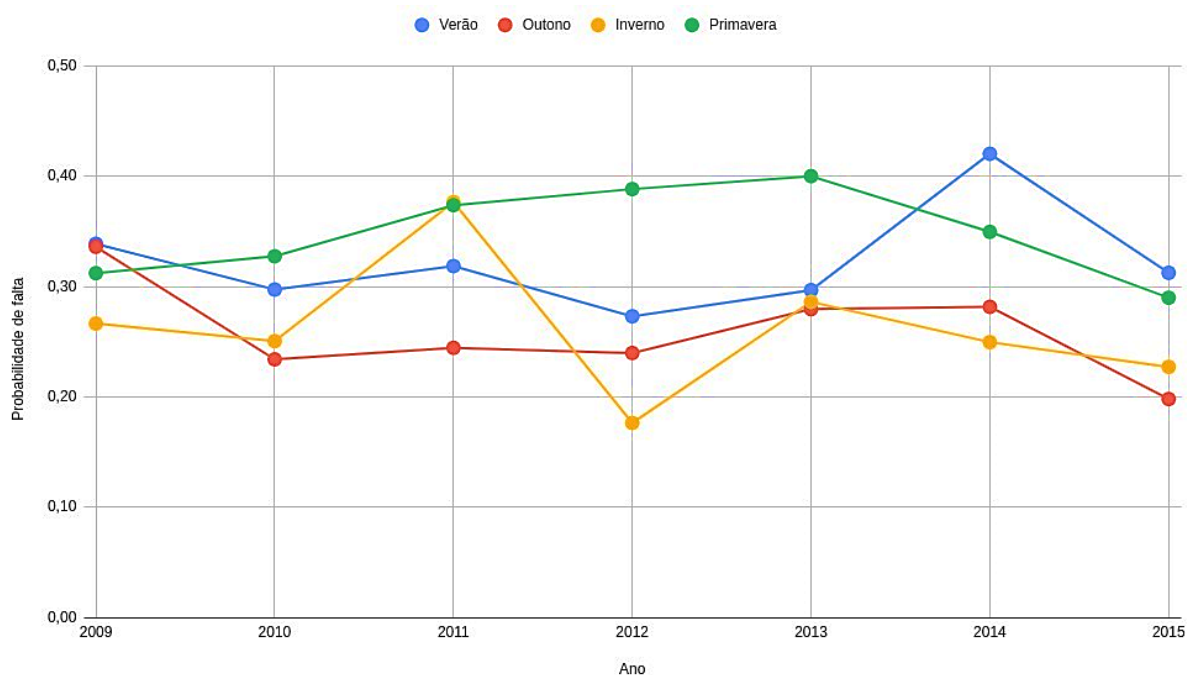
A partir dessas tabelas, foram construídos gráficos utilizando o Microsoft Excel® para uma visualização desses resultados.

Figura 7. Probabilidade de falta quando vento baixo - por estação



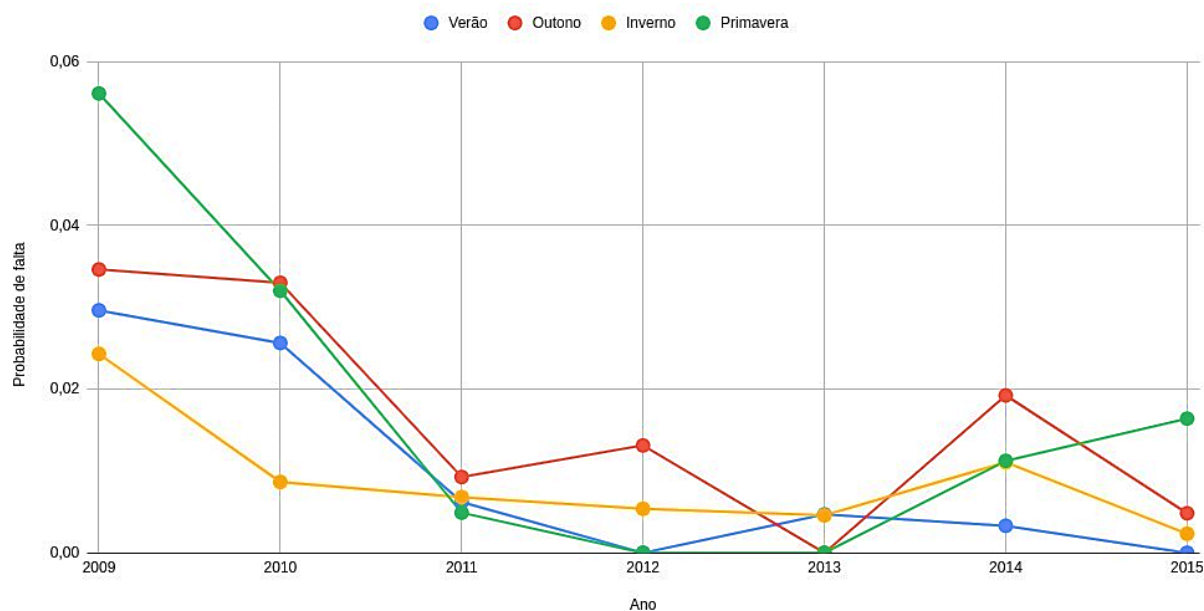
Fonte: Própria do autor

Figura 8. Probabilidade de falta quando vento médio - por estação



Fonte: Própria do autor

Figura 9. Probabilidade de falta quando vento alto - por estação



Fonte: Própria do autor

Como pode-se observar nas tabelas e figuras apresentadas anteriormente, nota-se que em todas as estações a probabilidade de ocorrência de falta entre os anos de 2009 e 2015 foi maior quando a velocidade do vento era baixa, seguido de

quando a velocidade era média e por fim, ocorreram menos faltas quando a velocidade do vento era alta.

Além disso, quando a velocidade do vento era baixa, a estação do ano com maior número de faltas foi o outono e a com menor número de faltas foi a primavera. Já quando a velocidade era média, a estação do ano com maior número de faltas foi a primavera e a menor foi o outono, seguida do inverno, o que é um resultado contrário à velocidade do vento baixa. Por fim, quando a velocidade do vento era alta, o outono ainda foi a estação com o maior número de faltas e o verão foi a estação com o menor número. Apesar dessas diferenças não serem grandes, é essa a análise que se pode tirar ao observar os gráficos.

Analisando-se os resultados obtidos, é um pouco contra intuitivo de se pensar que em velocidades do vento menores, têm-se mais faltas que quando se está ventando mais forte, pelo fato de que ao ventar mais forte, os elementos da rede de distribuição podem sofrer contatos não desejados (um fio encostando em alguma estrutura ou em outro fio, por exemplo), além de ventos com velocidades altas estarem geralmente associados com tempestades e chuvas, o que pode aumentar ainda mais o risco de faltas.

Porém, o que foi obtido nos gráficos e na análise foi um comportamento totalmente contrário, sendo que ocorreram mais faltas quando o vento estava baixo, seguido de quando estava baixo e por fim, com menos faltas, quando o vento estava alto. Por conta dessa reflexão, foram realizadas consultas no banco de dados novamente, na tabela Metar, conforme explicado no capítulo anterior, para análise da ocorrência de cada velocidade do vento em cada mês de cada ano, no mesmo período de análise (2009 a 2015) para entender esse comportamento.

Foi montada uma tabela com uma estrutura igual à da Tabela 4, que não é apresentada neste trabalho por não conter informações tão relevantes. Com essa tabela em mãos, foi realizado o mesmo procedimento explicado anteriormente de separar os dados em estações do ano, calculando a média aritmética das probabilidades encontradas nos meses de cada estação do ano e as seguintes tabelas foram criadas.

Tabela 8. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no verão

Estação	Ano	Média Probabilidade vento baixo	Média Probabilidade vento médio	Média Probabilidade vento alto
Verão	2009	0,66	0,33	0,01
	2010	0,73	0,26	0,01
	2011	0,80	0,20	0,00
	2012	0,81	0,19	0,00
	2013	0,81	0,19	0,00
	2014	0,77	0,23	0,00
	2015	0,85	0,15	0,00

Fonte: Própria do autor

Tabela 9. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no outono

Estação	Ano	Média Probabilidade vento baixo	Média Probabilidade vento médio	Média Probabilidade vento alto
Outono	2009	0,75	0,24	0,01
	2010	0,82	0,18	0,01
	2011	0,90	0,09	0,00
	2012	0,88	0,11	0,00
	2013	0,90	0,10	0,00
	2014	0,87	0,12	0,00
	2015	0,87	0,12	0,01

Fonte: Própria do autor

Tabela 10. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento no inverno

Estação	Ano	Média Probabilidade vento baixo	Média Probabilidade vento médio	Média Probabilidade vento alto
Inverno	2009	0,72	0,26	0,01
	2010	0,82	0,17	0,01
	2011	0,83	0,16	0,00
	2012	0,83	0,17	0,00
	2013	0,78	0,21	0,00
	2014	0,81	0,19	0,01
	2015	0,87	0,13	0,00

Fonte: Própria do autor

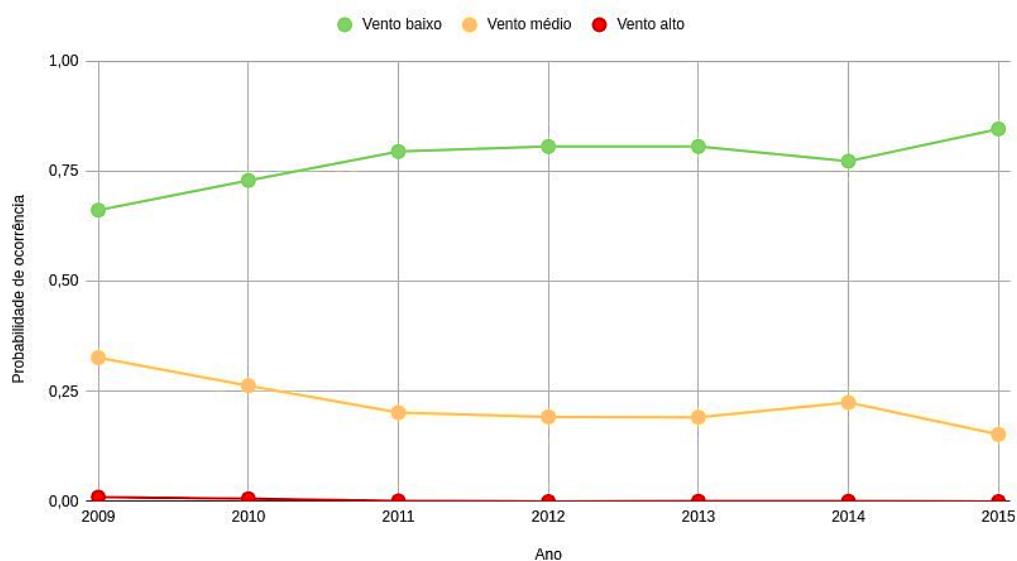
Tabela 11. Probabilidade de ocorrência de cada velocidade do vento na primavera

Estação	Ano	Média Probabilidade vento baixo	Média Probabilidade vento médio	Média Probabilidade vento alto
Primavera	2009	0,61	0,37	0,02
	2010	0,71	0,28	0,01
	2011	0,77	0,23	0,00
	2012	0,79	0,21	0,00
	2013	0,72	0,28	0,00
	2014	0,80	0,20	0,00
	2015	0,83	0,17	0,00

Fonte: Própria do autor

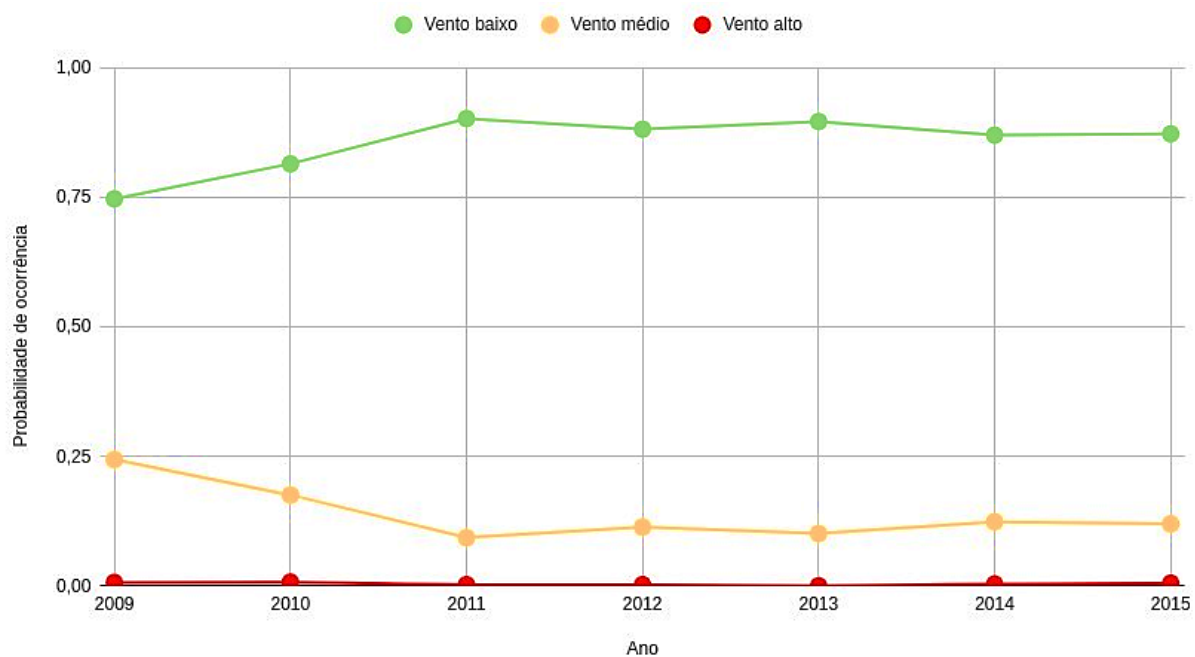
A partir dessas tabelas, para uma visualização mais clara desse comportamento, foram construídos os seguintes gráficos:

Figura 10. Ocorrência de cada velocidade do vento no verão



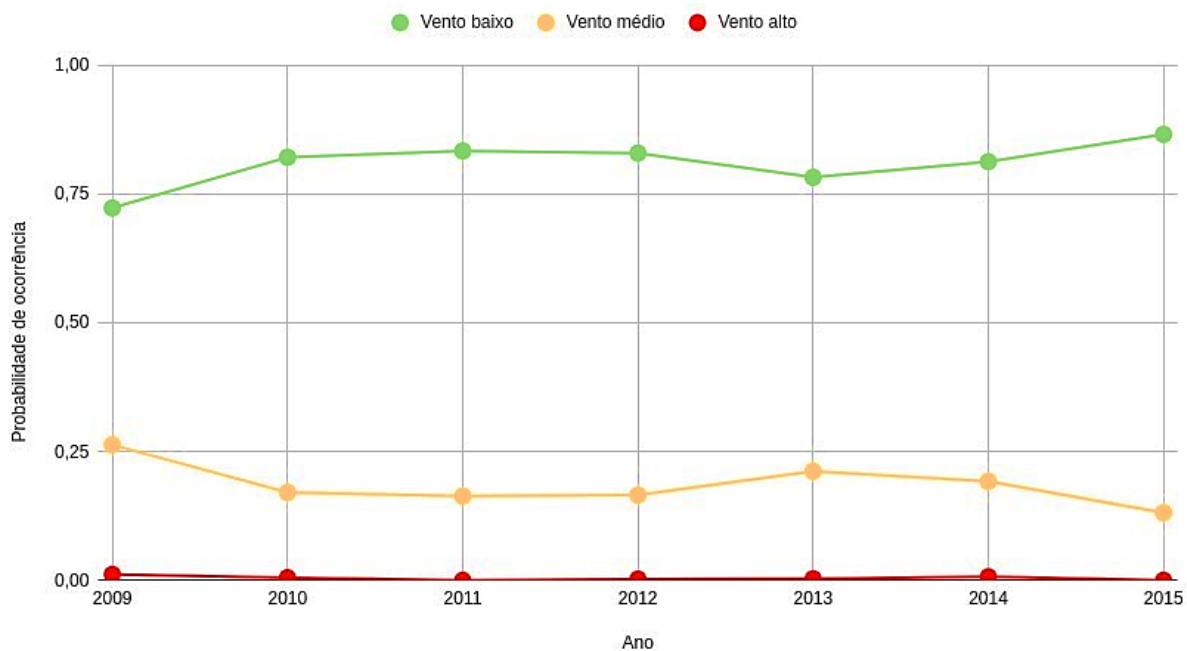
Fonte: Própria do autor

Figura 11. Ocorrência de cada velocidade do vento no outono



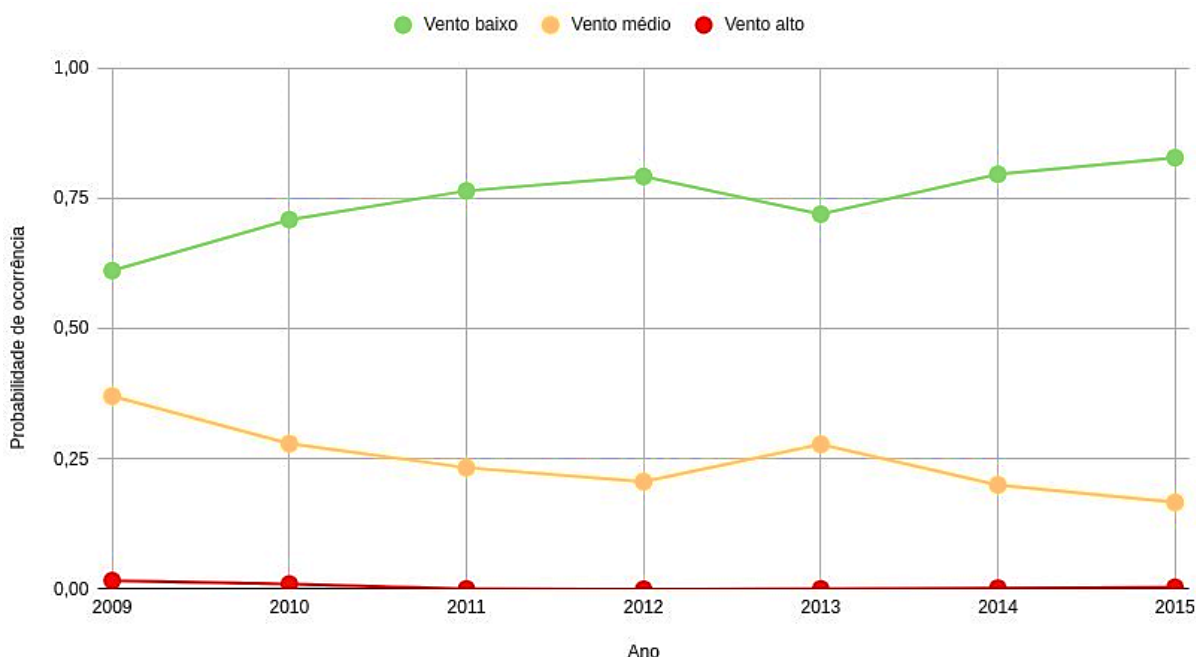
Fonte: Própria do autor

Figura 12. Ocorrência de cada velocidade do vento no inverno



Fonte: Própria do autor

Figura 13. Ocorrência de cada velocidade do vento na primavera



Fonte: Própria do autor

Observando-se os gráficos anteriores, nota-se que a ocorrência de ventos com velocidades baixas em todas as estações do ano foi bem maior do que a ocorrência de ventos com velocidades médias e altas, respectivamente, entre os anos de 2009 e 2015. Dessa forma, fica explicado o porquê de ocorrerem mais faltas quando o vento estava com uma velocidade baixa do que quando estava com velocidades médias e altas. Apesar de não ser tão intuitivo pensar assim, os dados analisados mostraram que como ocorrem mais ventos com velocidade baixa do que com as outras velocidades, é bem provável que ocorram mais faltas quando o vento estava com velocidade baixa do que quando estava com velocidade alta.

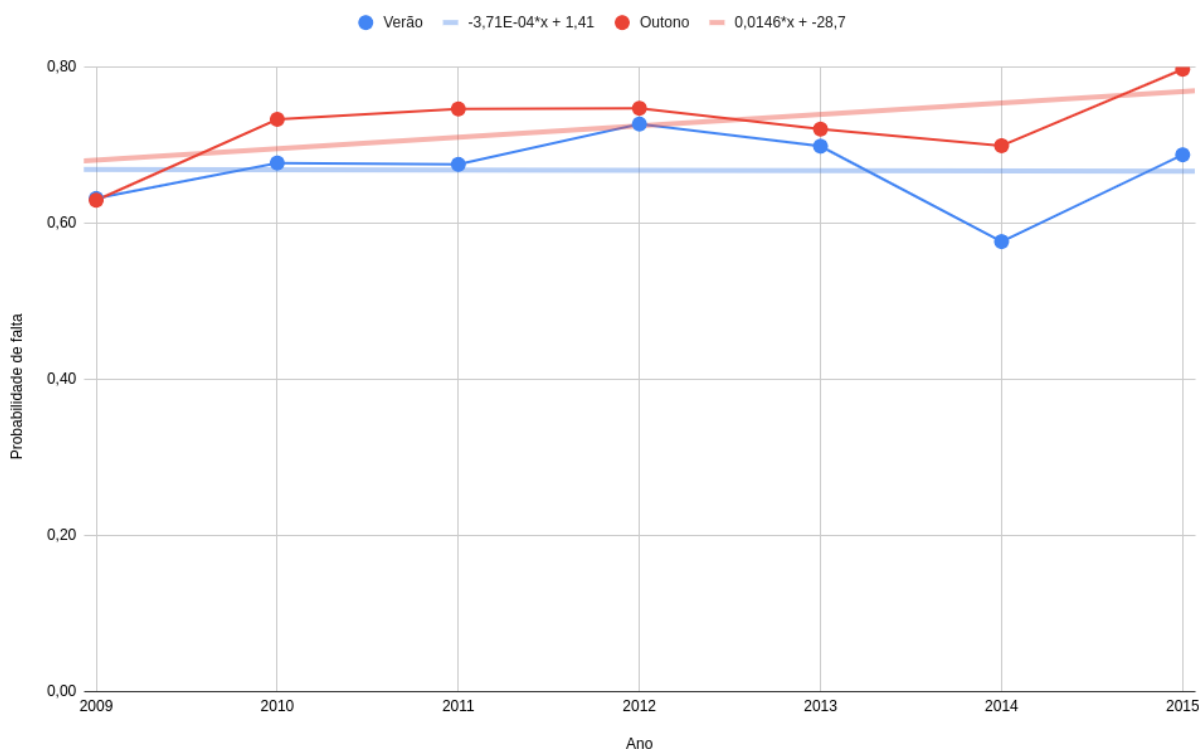
Isso mostra o quanto é importante a análise de dados antes de tirar conclusões não baseadas em análises.

Por fim, foram estudadas as linhas de tendências dos gráficos das Figuras 7, 8 e 9, com o intuito de mostrar que é possível realizar previsões de futuras faltas (ano de 2016), para cada velocidade do vento em cada estação, apenas analisando dados históricos e entendendo o comportamento da rede.

Para tanto, através do Microsoft Excel, foram traçadas as linhas de tendências nos gráficos, de forma automática, realizadas pelo próprio software, com uma pequena demonstração presente na Figura 14, onde se encontram as linhas de

tendência de probabilidade de ocorrência de falta quando o vento estava com velocidade baixa, nas estações verão e outono, para não poluir visualmente a observação dessas linhas de tendência.

Figura 14. Linhas de tendência para velocidade do vento baixa - verão e outono



Fonte: Própria do autor

Foram obtidas as seguintes equações para os gráficos das Figuras 7, 8 e 9.

1. Probabilidade de falta por estação quando a velocidade do vento estava baixa (Figura 7):

a. Verão: $-3,71 \cdot 10^{-4} \cdot x + 1,41$ (3)

b. Outono: $0,0146 \cdot x - 28,7$ (4)

c. Inverno: $7,13 \cdot 10^{-3} \cdot x - 13,6$ (5)

d. Primavera: $5,79 \cdot 10^{-3} \cdot x - 11$ (6)

2. Probabilidade de falta por estação quando a velocidade do vento estava média (Figura 8):

a. Verão: $5,19 \cdot 10^{-3} \cdot x - 10,1$ (7)

b. Outono: $-0,0101 \cdot x + 20,7$ (8)

$$\text{c. Inverno: } - 2,86 \cdot 10^{-3} \cdot x + 6,02 \quad (9)$$

$$\text{d. Primavera: } 1,28 \cdot 10^{-4} \cdot x + 0,0905 \quad (10)$$

3. Probabilidade de falta por estação quando a velocidade do vento estava alta (Figura 9):

$$\text{a. Verão: } - 4,82 \cdot 10^{-3} \cdot x + 9,71 \quad (11)$$

$$\text{b. Outono: } - 4,51 \cdot 10^{-3} \cdot x + 9,08 \quad (12)$$

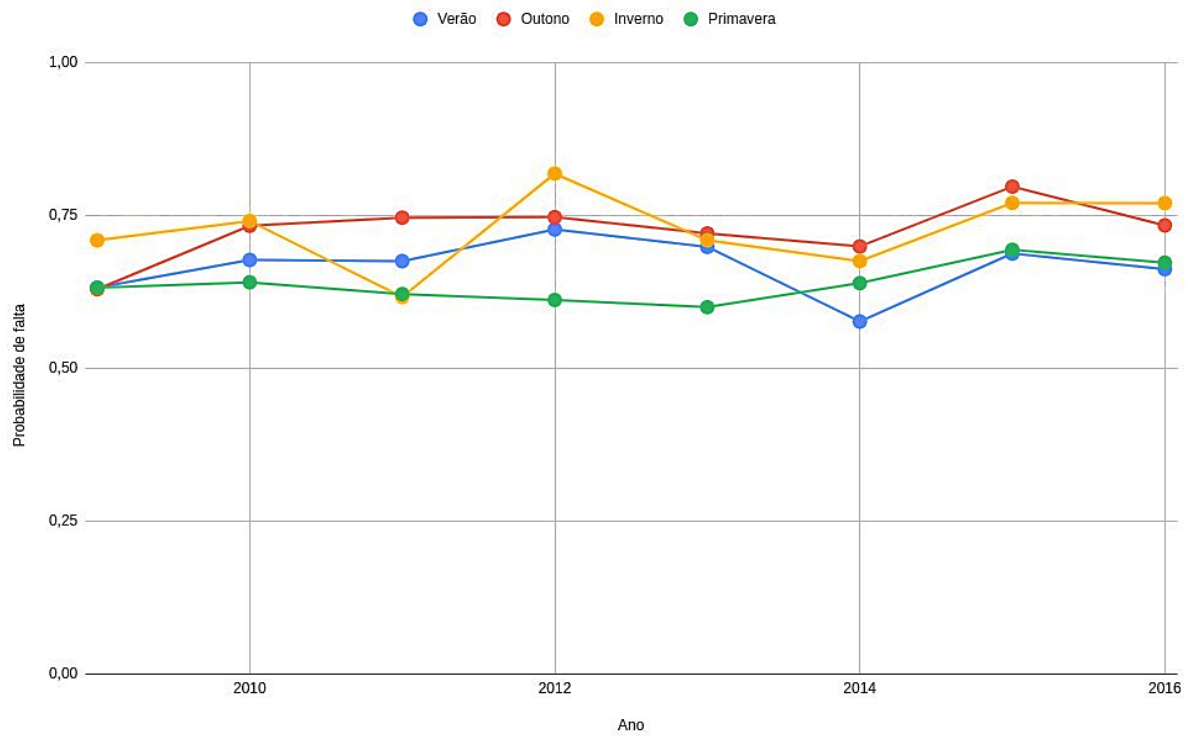
$$\text{c. Inverno: } - 2,73 \cdot 10^{-3} \cdot x + 5,51 \quad (13)$$

$$\text{d. Primavera: } - 5,92 \cdot 10^{-3} \cdot x + 11,9 \quad (14)$$

Utilizando-se tais equações, substituindo os valores de x por 2016 (ano da estimativa), foi possível inserir mais uma linha nas Tabelas 5, 6 e 7, referente ao ano de 2016 (estimativa realizada), e os gráficos das Figuras 7, 8 e 9 foram plotados novamente mostrando as estimativas para o ano de 2016 realizadas a partir da análise do histórico da base de dados e a partir das equações de linhas de tendência. As Figuras 15, 16 e 17 abaixo mostram tais gráficos.

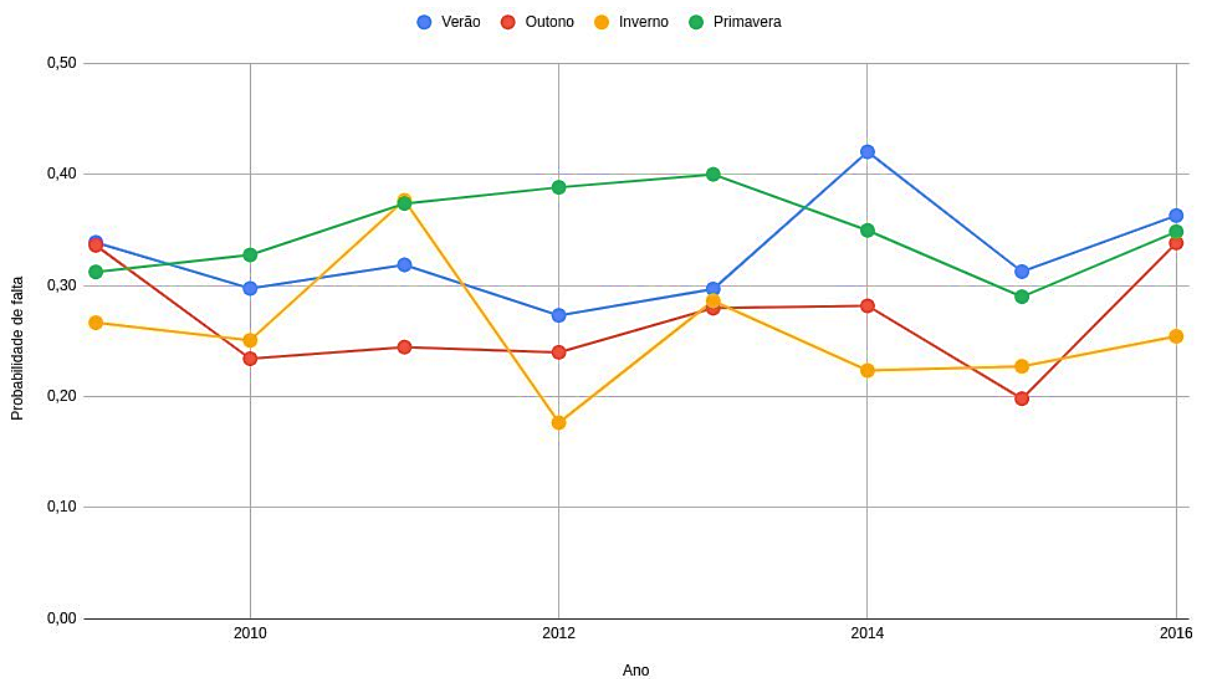
Foi possível observar nessas estimativas para o ano de 2016 que a tendência de comportamento das linhas do gráfico se manteve, o que indica um bom resultado na estimativa. Dessa forma, é possível realizar diversas estimativas e cenários para prever possíveis faltas na rede e entender os principais motivadores, sendo que ações preventivas podem ser tomadas para melhorar a eficiência da operação.

Figura 15. Probabilidade de falta quando vento baixo - por estação (estimativa 2016)



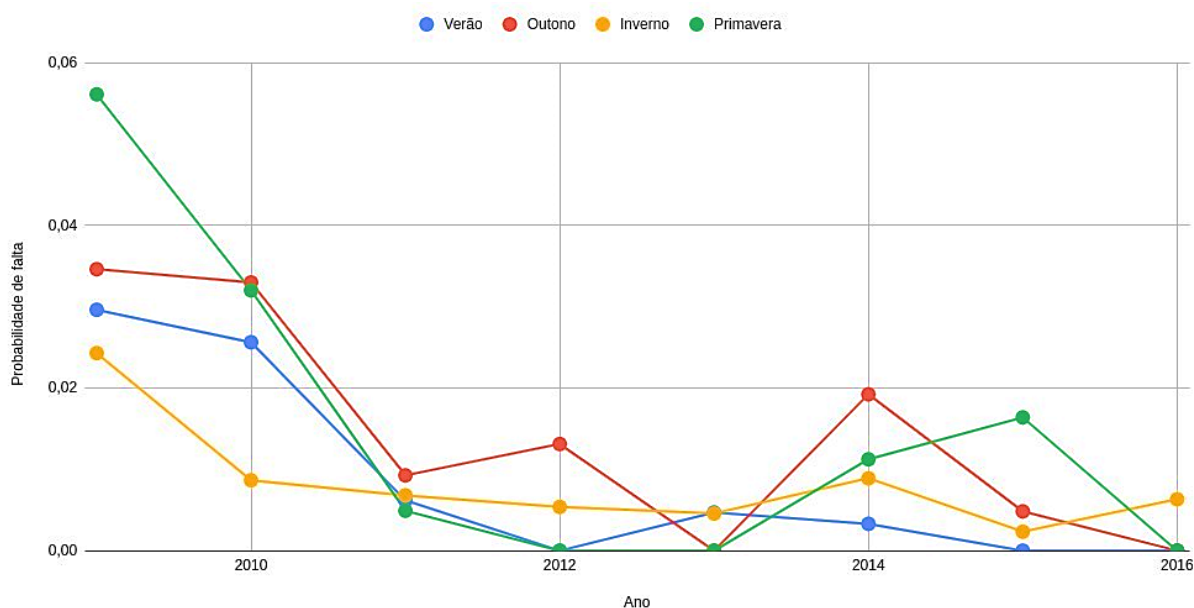
Fonte: Própria do autor

Figura 16. Probabilidade de falta quando vento médio - por estação (estimativa 2016)



Fonte: Própria do autor

Figura 17. Probabilidade de falta quando vento alto - por estação (estimativa 2016)



Fonte: Própria do autor

Vale ressaltar que para essas estimativas, quanto mais dados forem levados em consideração, mais cenários além da velocidade do vento e característica do tempo, maior deve ser a precisão e assertividade. Além disso, neste trabalho de graduação foram consideradas apenas as linhas de tendência, sendo que mais técnicas, como *machine learning*, e outras análises estatísticas e probabilísticas podem ser aplicadas também.

4.2 CARACTERÍSTICA DO TEMPO

Os dados obtidos nas consultas da query da Figura 5 encontram-se a seguir:

Tabela 12. Probabilidade de faltas para determinadas características do tempo

Característica do tempo										
Ano	Mês	Faltas	Good	Probabilidade g	Misty	Probabilidade m	Rainy	Probabilidade r	Thunderstorm	Probabilidade t
2009	Janeiro	131	97	0,74	12	0,09	20	0,15	2	0,02
	Fevereiro	68	50	0,74	4	0,06	10	0,15	4	0,06
	Março	89	72	0,81	6	0,07	8	0,09	3	0,03
	Abril	72	60	0,83	2	0,03	10	0,14	0	0,00

	Maio	92	77	0,84	2	0,02	12	0,13	1	0,01
	Junho	69	57	0,83	0	0,00	12	0,17	0	0,00
	Julho	196	130	0,66	26	0,13	30	0,15	10	0,05
	Agosto	67	50	0,75	11	0,16	6	0,09	0	0,00
	Setembro	65	42	0,65	8	0,12	9	0,14	6	0,09
	Outubro	68	40	0,59	12	0,18	12	0,18	4	0,06
	Novembro	65	56	0,86	7	0,11	1	0,02	1	0,02
	Dezembro	105	80	0,76	0	0,00	21	0,20	4	0,04
2010	Janeiro	85	63	0,74	5	0,06	8	0,09	9	0,11
	Fevereiro	62	50	0,81	1	0,02	5	0,08	6	0,10
	Março	95	68	0,72	5	0,05	13	0,14	9	0,09
	Abril	77	44	0,57	7	0,09	26	0,34	0	0,00
	Maio	77	70	0,91	3	0,04	4	0,05	0	0,00
	Junho	81	59	0,73	13	0,16	9	0,11	0	0,00
	Julho	94	57	0,61	31	0,33	6	0,06	0	0,00
	Agosto	65	43	0,66	14	0,22	8	0,12	0	0,00
	Setembro	73	49	0,67	13	0,18	11	0,15	0	0,00
	Outubro	73	52	0,71	11	0,15	8	0,11	2	0,03
	Novembro	85	56	0,66	14	0,16	11	0,13	4	0,05
	Dezembro	78	52	0,67	13	0,17	12	0,15	1	0,01
2011	Janeiro	108	67	0,62	2	0,02	32	0,30	7	0,06
	Fevereiro	91	66	0,73	6	0,07	11	0,12	8	0,09
	Março	59	37	0,63	8	0,14	14	0,24	0	0,00
	Abril	46	32	0,70	5	0,11	8	0,17	1	0,02
	Maio	58	46	0,79	4	0,07	6	0,10	2	0,03
	Junho	70	55	0,79	11	0,16	4	0,06	0	0,00
	Julho	54	41	0,76	11	0,20	2	0,04	0	0,00
	Agosto	44	30	0,68	9	0,20	3	0,07	2	0,05
	Setembro	55	39	0,71	8	0,15	8	0,15	0	0,00
	Outubro	73	47	0,64	15	0,21	11	0,15	0	0,00
	Novembro	67	52	0,78	8	0,12	6	0,09	1	0,01
	Dezembro	71	51	0,72	5	0,07	9	0,13	6	0,08
2012	Janeiro	69	51	0,74	3	0,04	13	0,19	2	0,03
	Fevereiro	55	39	0,71	8	0,15	6	0,11	2	0,04
	Março	58	36	0,62	11	0,19	4	0,07	7	0,12
	Abril	53	35	0,66	5	0,09	11	0,21	2	0,04
	Maio	51	47	0,92	2	0,04	2	0,04	0	0,00

	Junho	47	35	0,74	6	0,13	5	0,11	1	0,02
	Julho	51	38	0,75	8	0,16	5	0,10	0	0,00
	Agosto	54	43	0,80	10	0,19	1	0,02	0	0,00
	Setembro	60	35	0,58	15	0,25	10	0,17	0	0,00
	Outubro	46	33	0,72	9	0,20	1	0,02	3	0,07
	Novembro	30	23	0,77	2	0,07	4	0,13	1	0,03
	Dezembro	11	7	0,64	3	0,27	0	0,00	1	0,09
2013	Janeiro	55	34	0,62	5	0,09	15	0,27	1	0,02
	Fevereiro	64	52	0,81	1	0,02	4	0,06	7	0,11
	Março	69	47	0,68	6	0,09	13	0,19	3	0,04
	Abril	62	53	0,85	3	0,05	6	0,10	0	0,00
	Maio	62	48	0,77	8	0,13	6	0,10	0	0,00
	Junho	49	34	0,69	7	0,14	8	0,16	0	0,00
	Julho	62	48	0,77	8	0,13	6	0,10	0	0,00
	Agosto	51	37	0,73	12	0,24	2	0,04	0	0,00
	Setembro	46	24	0,52	13	0,28	6	0,13	3	0,07
	Outubro	64	27	0,42	14	0,22	18	0,28	5	0,08
	Novembro	66	40	0,61	3	0,05	22	0,33	1	0,02
	Dezembro	86	72	0,84	6	0,07	5	0,06	3	0,03
2014	Janeiro	99	79	0,80	1	0,01	12	0,12	7	0,07
	Fevereiro	49	41	0,84	4	0,08	3	0,06	1	0,02
	Março	75	54	0,72	4	0,05	16	0,21	1	0,01
	Abril	66	54	0,82	4	0,06	7	0,11	1	0,02
	Maio	50	32	0,64	11	0,22	7	0,14	0	0,00
	Junho	0								
	Julho	0								
	Agosto	0								
	Setembro	0								
	Outubro	84	70	0,83	13	0,15	1	0,01	0	0,00
	Novembro	47	30	0,64	14	0,30	3	0,06	0	0,00
	Dezembro	35	26	0,74	5	0,14	2	0,06	2	0,06
2015	Janeiro	60	50	0,83	4	0,07	4	0,07	2	0,03
	Fevereiro	30	21	0,70	4	0,13	4	0,13	1	0,03
	Março	40	27	0,68	3	0,08	8	0,20	2	0,05
	Abril	44	31	0,70	7	0,16	6	0,14	0	0,00
	Maio	46	29	0,63	4	0,09	11	0,24	2	0,04
	Junho	63	47	0,75	12	0,19	4	0,06	0	0,00

	Julho	40	35	0,88	3	0,08	2	0,05	0	0,00
	Agosto	139	105	0,76	28	0,20	6	0,04	0	0,00
	Setembro	90	46	0,51	10	0,11	27	0,30	7	0,08
	Outubro	65	35	0,54	12	0,18	17	0,26	1	0,02
	Novembro	51	28	0,55	7	0,14	15	0,29	1	0,02
	Dezembro	58	42	0,72	0	0,00	14	0,24	2	0,03

Fonte: Própria do autor

A partir desses indicadores, foi possível criar outras subtabelas separando os resultados por estações do ano, ou seja, para cada característica do tempo analisada, como era o comportamento em cada estação do ano.

Tabela 13. Probabilidade de faltas para tempo bom por estação

Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,76	0,83	0,69	0,74
2010	0,75	0,74	0,65	0,68
2011	0,66	0,76	0,72	0,71
2012	0,69	0,78	0,71	0,71
2013	0,70	0,77	0,67	0,62
2014	0,78	0,73	0,69	0,74
2015	0,74	0,69	0,71	0,60

Fonte: Própria do autor

Tabela 14. Probabilidade de faltas para tempo nebuloso por estação

Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,07	0,02	0,14	0,09
2010	0,04	0,10	0,24	0,16
2011	0,07	0,11	0,18	0,13
2012	0,13	0,09	0,20	0,18
2013	0,06	0,11	0,22	0,11
2014	0,05	0,14	0,17	0,20
2015	0,09	0,15	0,13	0,11

Fonte: Própria do autor

Tabela 15. Probabilidade de faltas para tempo chuvoso por estação

Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,13	0,15	0,13	0,13
2010	0,10	0,17	0,11	0,13
2011	0,22	0,11	0,08	0,12
2012	0,12	0,12	0,09	0,05
2013	0,17	0,12	0,09	0,22
2014	0,13	0,12	0,10	0,04
2015	0,13	0,15	0,13	0,27

Fonte: Própria do autor

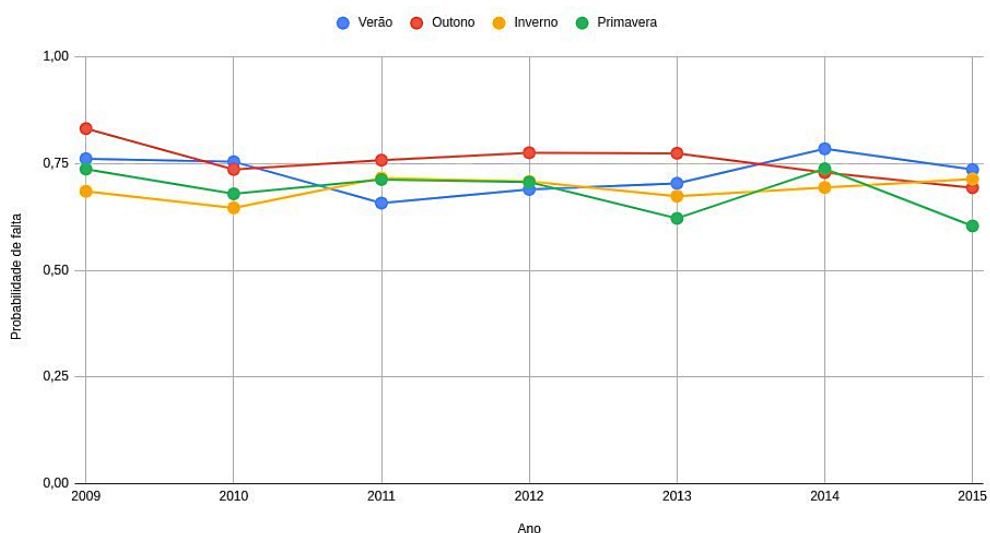
Tabela 16. Probabilidade de faltas para tempo com tempestade por estação

Ano	Probabilidade Verão	Probabilidade Outono	Probabilidade Inverno	Probabilidade Primavera
2009	0,04	0,00	0,05	0,04
2010	0,10	0,00	0,00	0,03
2011	0,05	0,02	0,02	0,03
2012	0,06	0,02	0,00	0,06
2013	0,06	0,00	0,02	0,04
2014	0,03	0,01	0,02	0,02
2015	0,04	0,01	0,03	0,02

Fonte: Própria do autor

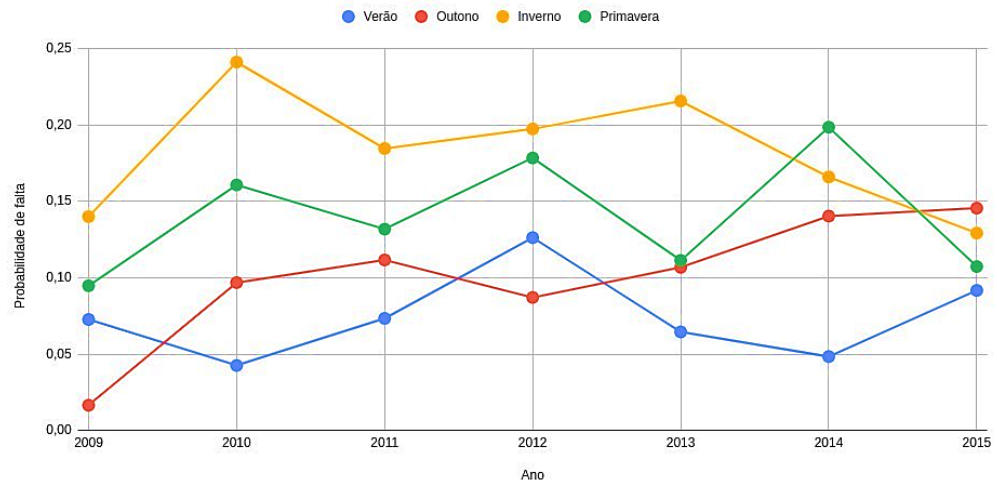
A partir dessas tabelas, foram construídos gráficos utilizando o Microsoft Excel para uma visualização desses resultados.

Figura 18. Probabilidade de falta quando tempo bom - por estação



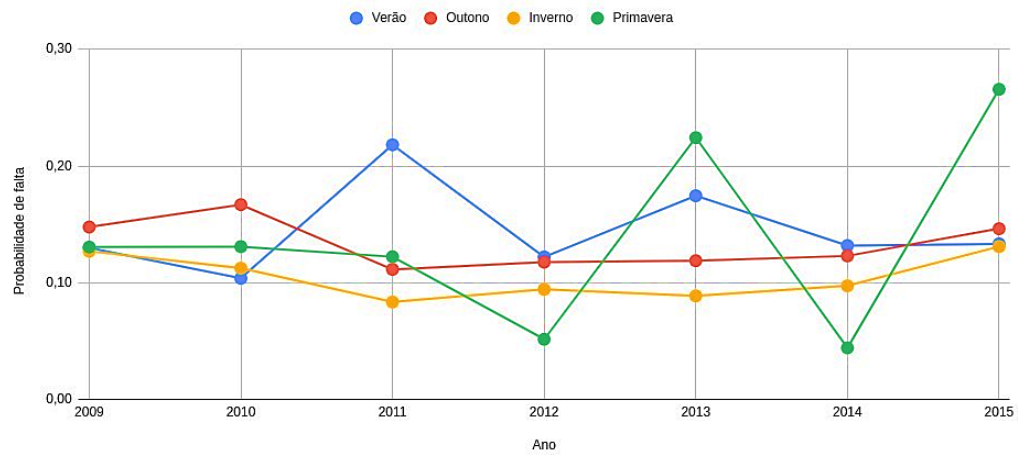
Fonte: Própria do autor

Figura 19. Probabilidade de falta quando tempo nebuloso - por estação



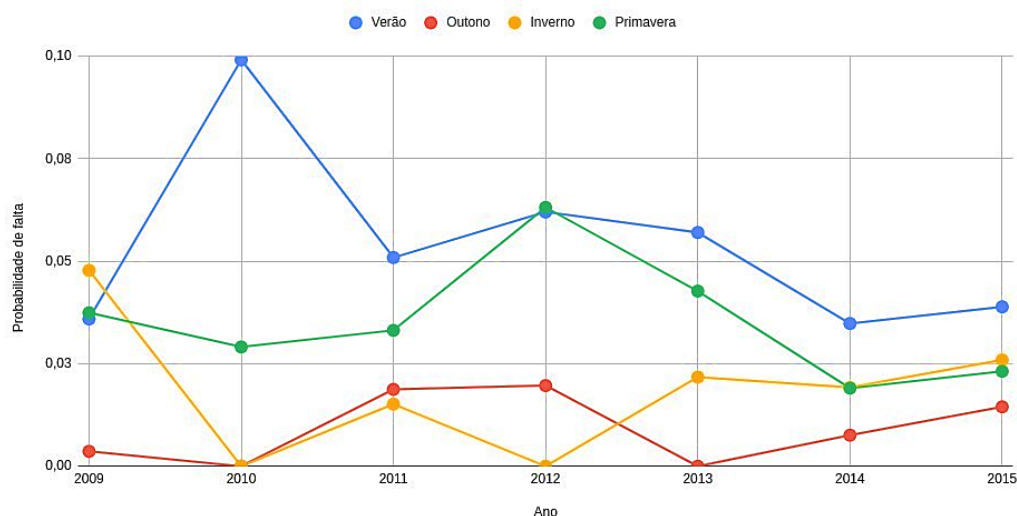
Fonte: Própria do autor

Figura 20. Probabilidade de falta quando tempo chuvoso - por estação



Fonte: Própria do autor

Figura 21. Probabilidade de falta quando tempo com tempestade - por estação



Fonte: Própria do autor

Como pode-se observar nas tabelas e figuras apresentadas anteriormente, nota-se que em todas as estações a probabilidade de ocorrência de falta entre os anos de 2009 e 2015 foi maior quando a característica do tempo era de tempo bom, seguido de quando o tempo era nebuloso e chuvoso, ficando com faixas de valores bem parecidas e por fim, ocorreram menos faltas quando o tempo estava com a característica de tempestade. Vale ainda ressaltar que quando o tempo estava bom, a probabilidade de ocorrência de faltas foi muito maior que nas outras características de tempo.

Além disso, quando o tempo estava bom, a estação do ano com maior número de faltas foi o outono e a com menor número de faltas foi o inverno. Já quando o tempo estava nebuloso, a estação do ano com maior número de faltas foi o inverno e a menor foi o verão. Quando o tempo estava chuvoso, o verão e a primavera foram as estações que apresentaram o maior número de faltas, sendo o inverno a que apresentou o menor número de faltas, o que é intuitivo de se pensar, visto que no verão e primavera ocorrem mais tempos nebulosos e chuvosos do que no inverno. Por fim, quando o tempo estava com tempestades, o verão ainda foi a estação com o maior número de faltas e o inverno e outono foram as estações com o menor número, resultados também intuitivos pelo fato de que no verão, a ocorrência de tempestades é maior do que nas outras estações, e no inverno as chuvas são raras. Apesar dessas diferenças não serem grandes, é essa a análise que se pode tirar ao observar os gráficos.

Analisando-se os resultados obtidos, é um pouco contra intuitivo de se pensar que quando o tempo está com uma característica boa, têm-se mais faltas que quando se está com tempestades, pelo fato de que nas tempestades podem ocorrer muitos raios, o que pode gerar uma sobretensão nos elementos da rede de distribuição, aumentando o risco de faltas.

Porém, o que foi obtido nos gráficos e na análise foi um comportamento totalmente contrário, sendo que ocorreram mais faltas quando o tempo estava bom, seguido de quando estava nebuloso e chuvoso, que apresentaram números bem parecidos e por fim, com menos faltas, quando o tempo estava com tempestades. Por conta dessa reflexão, foram realizadas consultas no banco de dados novamente, na tabela *Metar*, conforme explicado no capítulo anterior, para análise da ocorrência de cada característica do tempo em questão, em cada mês de cada ano, no mesmo período de análise (2009 a 2015) para entender esse comportamento.

Foi montada uma tabela com uma estrutura igual à da Tabela 12, que não é apresentada neste trabalho por não conter informações tão relevantes. Com essa tabela em mãos, foi realizado o mesmo procedimento explicado na seção de materiais e métodos, de separar os dados em estações do ano, calculando a média aritmética das probabilidades encontradas nos meses de cada estação do ano e as seguintes tabelas foram criadas.

Tabela 17. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no verão

Estação	Ano	Média Probabilidade g	Média Probabilidade m	Média Probabilidade r	Média Probabilidade t
Verão	2009	0,90	0,03	0,06	0,01
	2010	0,91	0,01	0,05	0,02
	2011	0,88	0,03	0,07	0,02
	2012	0,87	0,06	0,05	0,02
	2013	0,88	0,03	0,08	0,02
	2014	0,91	0,03	0,04	0,02
	2015	0,92	0,02	0,04	0,01

Fonte: Própria do autor

Tabela 18. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no outono

Estação	Ano	Média Probabilidade g	Média Probabilidade m	Média Probabilidade r	Média Probabilidade t
Outono	2009	0,94	0,01	0,05	0,00
	2010	0,89	0,05	0,06	0,00
	2011	0,92	0,04	0,04	0,01
	2012	0,85	0,07	0,07	0,00
	2013	0,84	0,09	0,07	0,00
	2014	0,86	0,08	0,06	0,00
	2015	0,91	0,04	0,05	0,00

Fonte: Própria do autor

Tabela 19. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo no inverno

Estação	Ano	Média Probabilidade g	Média Probabilidade m	Média Probabilidade r	Média Probabilidade t
Inverno	2009	0,81	0,07	0,10	0,02
	2010	0,79	0,16	0,05	0,00
	2011	0,81	0,15	0,03	0,00
	2012	0,85	0,11	0,04	0,00
	2013	0,79	0,14	0,06	0,00
	2014	0,82	0,15	0,06	0,01
	2015	0,86	0,08	0,05	0,01

Fonte: Própria do autor

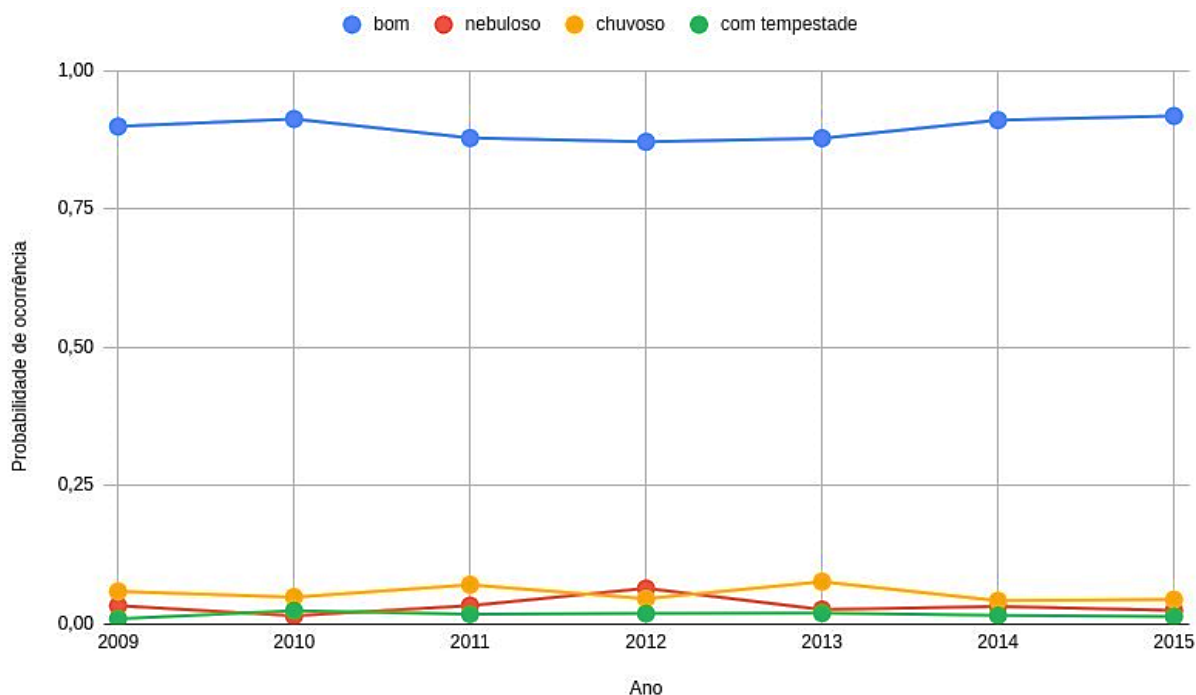
Tabela 20. Probabilidade de ocorrência de cada característica do tempo na primavera

Estação	Ano	Média Probabilidade g	Média Probabilidade m	Média Probabilidade r	Média Probabilidade t
Primavera	2009	0,89	0,03	0,07	0,01
	2010	0,84	0,09	0,07	0,01
	2011	0,87	0,05	0,07	0,01
	2012	0,83	0,12	0,03	0,01
	2013	0,86	0,04	0,09	0,01
	2014	0,86	0,11	0,03	0,01
	2015	0,80	0,10	0,09	0,01

Fonte: Própria do autor

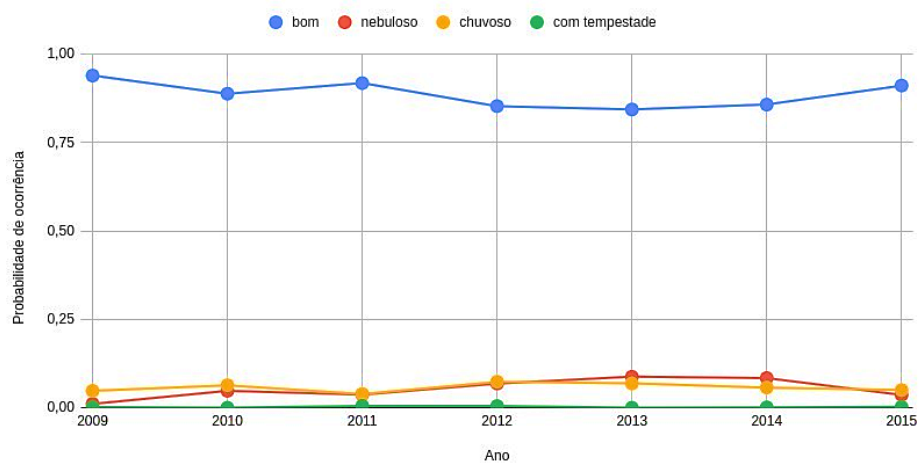
A partir dessas tabelas, para uma visualização mais clara desse comportamento, foram construídos os seguintes gráficos:

Figura 22. Ocorrência de cada característica do tempo no verão



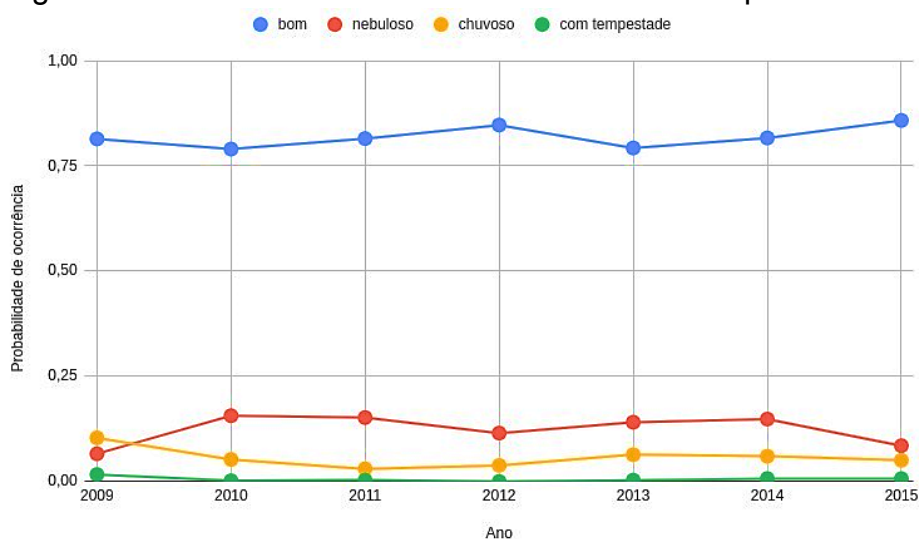
Fonte: Própria do autor

Figura 23. Ocorrência de cada característica do tempo no outono



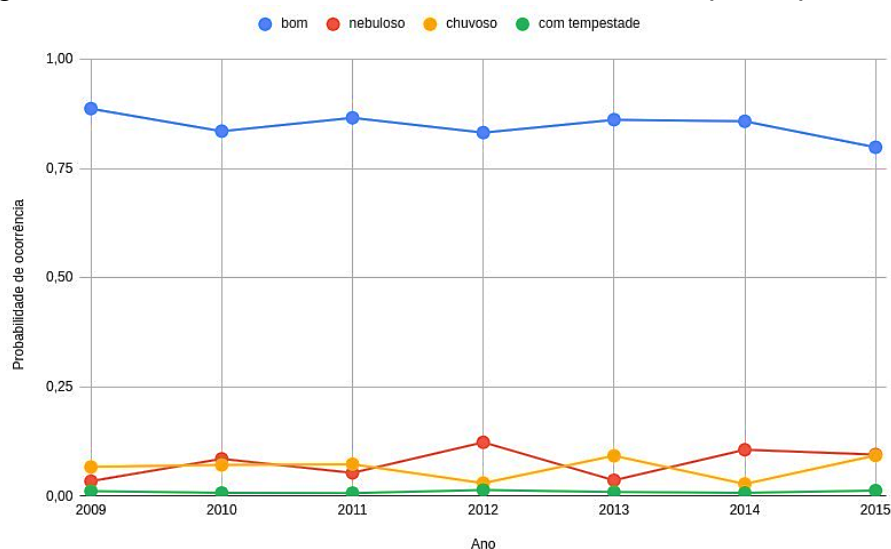
Fonte: Própria do autor

Figura 24. Ocorrência de cada característica do tempo no inverno



Fonte: Própria do autor

Figura 25. Ocorrência de cada característica do tempo na primavera



Fonte: Própria do autor

Observando-se os gráficos anteriores, nota-se que a ocorrência de tempo bom em todas as estações do ano foi bem maior do que a ocorrência de tempos nebulosos, chuvosos e com tempestade, entre os anos de 2009 e 2015. Dessa forma, fica explicado o porquê de ocorrerem muito mais faltas quando o tempo estava com uma característica boa do que quando estava nebuloso, chuvoso ou com tempestade. Apesar de não ser tão intuitivo pensar assim, os dados analisados mostraram que como ocorre mais tempos bons do que os outros, é bem mais provável que ocorra mais faltas quando o tempo estava bom do que quando estava chovendo ou com tempestades.

Isso mostra mais uma vez, assim como aconteceu na análise da velocidade do vento, o quanto é importante a análise de dados antes de tirar conclusões não baseadas em análises.

Por fim, foram estudadas as linhas de tendências dos gráficos das Figuras 18, 19, 20 e 21, com o intuito de mostrar que é possível realizar previsões de futuras faltas (ano de 2016), para cada característica do tempo em cada estação, apenas analisando-se dados históricos e entendendo o comportamento da rede.

Para tanto, através do Microsoft Excel, foram traçadas as linhas de tendências nos gráficos, de forma automática, realizadas pelo próprio software, seguindo a mesma lógica do que foi mostrado na Figura 14 e obtidas as seguintes equações para os gráficos das Figuras 18, 19, 20 e 21:

1. Probabilidade de falta por estação quando o tempo estava bom (Figura 17):

$$\text{a. Verão: } 1,1 \cdot 10^{-3} \cdot x - 1,49 \quad (15)$$

$$\text{b. Outono: } -0,0148 \cdot x + 30,5 \quad (16)$$

$$\text{c. Inverno: } 4,12 \cdot 10^{-3} \cdot x - 7,6 \quad (17)$$

$$\text{d. Primavera: } -0,0133 \cdot x + 27,5 \quad (18)$$

2. Probabilidade de falta por estação quando o tempo estava nebuloso (Figura 18):

$$\text{a. Verão: } 2,14 \cdot 10^{-3} \cdot x - 4,23 \quad (19)$$

$$\text{b. Outono: } 0,0168 \cdot x - 33,6 \quad (20)$$

$$\text{c. Inverno: } -5,61 \cdot 10^{-3} \cdot x + 11,5 \quad (21)$$

$$\text{d. Primavera: } 3,32 \cdot 10^{-3} \cdot x - 6,53 \quad (22)$$

3. Probabilidade de falta por estação quando o tempo estava chuvoso (Figura 19):

$$\text{a. Verão: } 8,17 \cdot 10^{-4} \cdot x - 1,5 \quad (23)$$

$$\text{b. Outono: } -3,02 \cdot 10^{-3} \cdot x + 6,21 \quad (24)$$

$$\text{c. Inverno: } -2,33 \cdot 10^{-4} \cdot x + 0,575 \quad (25)$$

$$\text{d. Primavera: } 0,0119 \cdot x - 23,8 \quad (26)$$

4. Probabilidade de falta por estação quando o tempo estava com tempestade (Figura 20):

a. Verão: $-4,06 \cdot 10^{-3} \cdot x + 8,22$ (27)

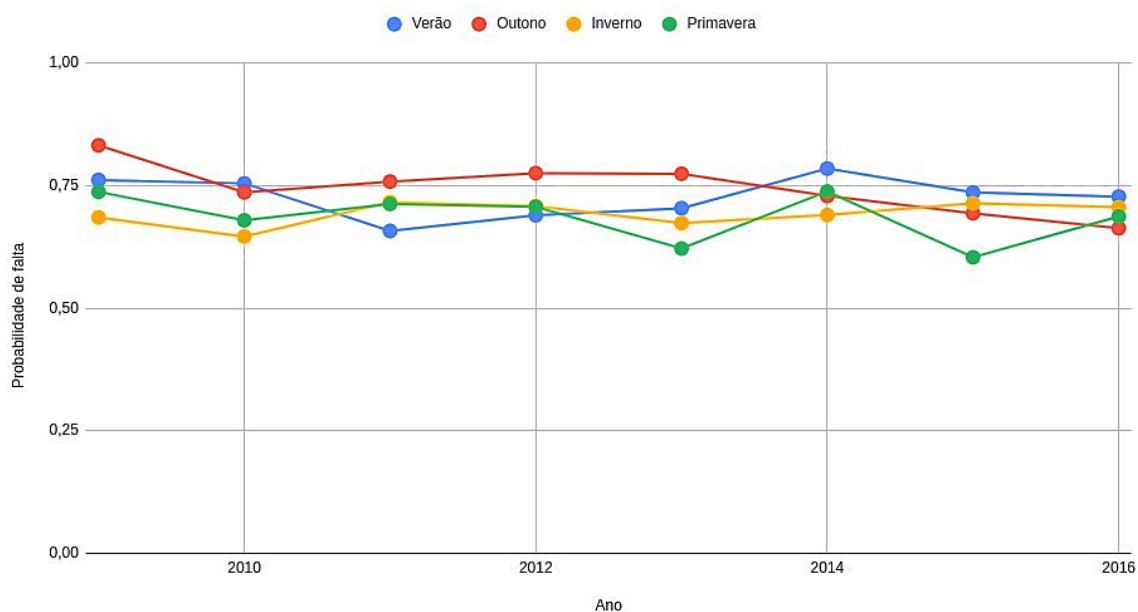
b. Outono: $1,04 \cdot 10^{-3} \cdot x - 2,08$ (28)

c. Inverno: $-9,16 \cdot 10^{-4} \cdot x + 1,86$ (29)

d. Primavera: $-1,91 \cdot 10^{-3} \cdot x + 3,87$ (30)

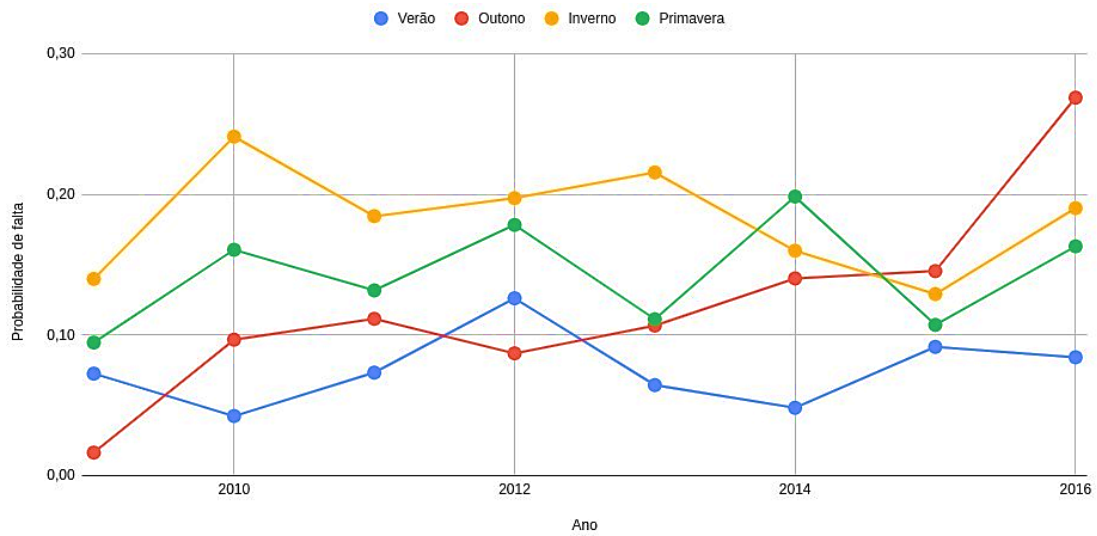
Utilizando-se tais equações, substituindo os valores de x por 2016 (ano da estimativa), foi possível inserir mais uma linha nas Tabelas 13, 14, 15 e 16, referente ao ano de 2016 (estimativa realizada), e os gráficos das Figuras 18, 19, 20 e 21 foram plotados novamente mostrando as estimativas para o ano de 2016 realizadas a partir da análise do histórico da base de dados e a partir das equações de linhas de tendência. As Figuras 26, 27, 28 e 29 abaixo mostram tais gráficos.

Figura 26. Probabilidade estimada de falta quando tempo bom - por estação



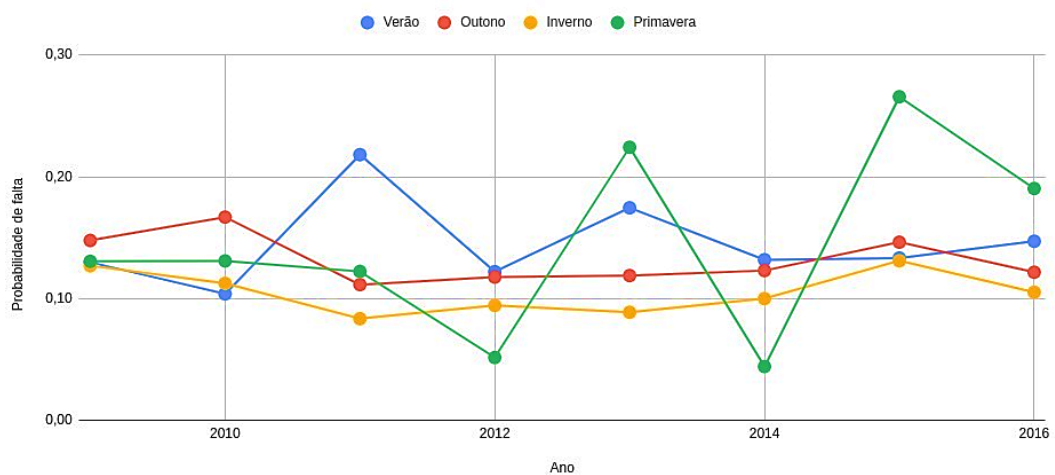
Fonte: Própria do autor

Figura 27. Probabilidade estimada de falta quando tempo nebuloso - por estação



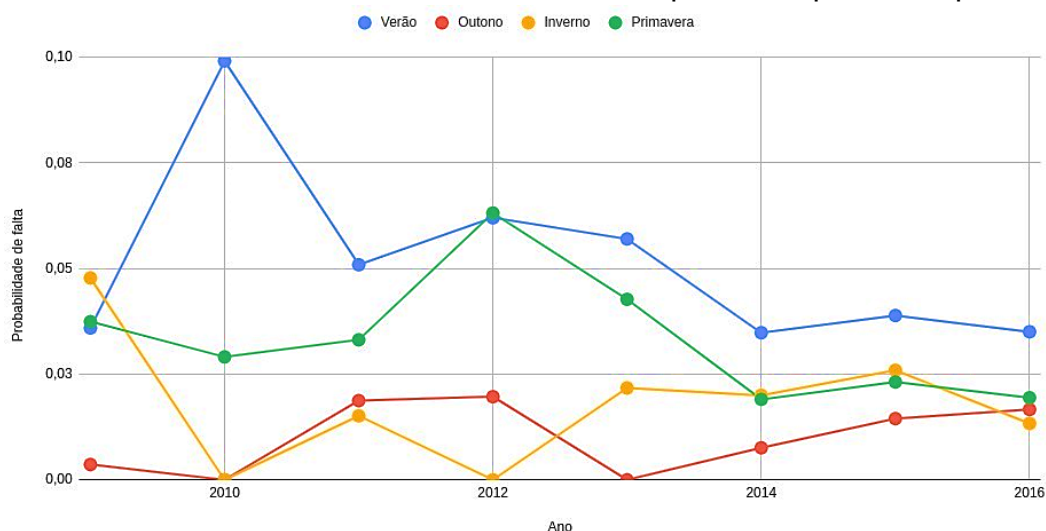
Fonte: Própria do autor

Figura 28. Probabilidade estimada de falta quando tempo chuvoso - por estação



Fonte: Própria do autor

Figura 29. Probabilidade estimada de falta com tempo de tempestade - por estação



Fonte: Própria do autor

Foi possível observar nessas estimativas para o ano de 2016 que a tendência de comportamento das linhas do gráfico se manteve, o que indica um bom resultado na estimativa. Dessa forma, é possível realizar diversas estimativas e cenários para prever possíveis faltas na rede e entender os principais motivadores, sendo que ações preventivas podem ser tomadas para melhorar a eficiência da operação.

Vale ressaltar que para essas estimativas, quanto mais dados forem levados em consideração, mais cenários além da velocidade do vento e características do tempo, maior será a precisão e assertividade. Além disso, neste trabalho de graduação foram consideradas apenas as linhas de tendência, sendo que mais técnicas, como machine learning, e outras análises estatísticas e probabilísticas podem ser aplicadas também.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo analisar o histórico de dados de velocidade do vento e característica do tempo no momento de ocorrência de faltas em uma subestação específica (13502), entre os anos de 2009 e 2015. As técnicas de consultas realizadas no banco de dados e de análise de dados através de gráficos no Microsoft Excel® se mostraram eficientes para entender o comportamento das faltas mediante às condições climáticas analisadas. Além disso, foi possível observar a importância de se realizar a análise dos dados antes de tomar como verdade suposições. Por fim, as linhas de tendência criadas pelo Microsoft Excel® através de regressão linear se mostraram eficientes no sentido de prever possíveis faltas na rede analisada para determinadas características climáticas, o que pode ser de grande valia para ações preventivas a fim de evitar tais faltas. Também foram sugeridas outras análises nessa base de dados, considerando mais cenários além da velocidade do vento e das condições climáticas, e utilizando técnicas de *machine learning* e inteligência artificial para previsões mais assertivas.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST - Resolução Normativa nº 956, de 2021. Disponível em: <https://antigo.aneel.gov.br/prodist>. Acesso: 28/04/2024.

B. M. Ayyub, Risk Analysis in Engineering and Economics, Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC, 2003.

CARLBERG, C. Predictive Analytics: Microsoft Excel. 1. ed. Indianapolis: Que Publishing, 2012.

C. J. Wallnerstron and P. Hilber, “Vulnerability Analysis of Power Distribution Systems for Cost-Effective Resource Allocation,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 27, no. 1, pp. 224-232, Feb. 2012.

DAS, J. C. Power System Analysis: Short-Circuit Load Flow and Harmonics. 2. ed. Nova Iorque: CRC Press, 2012.

D. T. Radmer, P. A. Kuntz, R. D. Christie, S. S. Venkata and R. H. Fletcher, “Predicting Vegetation-Related Failure Rates for Overhead Distribution Feeders,” IEEE Trans. Power Deliv., vol. 17, no. 4, pp. 1170-1175, Oct. 2002.

G. Li, P. Zhang, P. B. Luh, W. Li, Z. Bie, C. Serna and Z. Zhao, “Risk Analysis for Distribution Systems in the Northeast U.S. under Wind Storms,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 29, no. 2, Mar. 2014.

J. B. Leite, J. R. S. Mantovani, T. Dokic, Q. Yan, P. –C. Chen and M. Kezunovic, “The Impact of Time Series-Based Interruption Cost on Online Risk Assessment in Distribution Networks,” in Proceeding 2016 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition Latin America (T&D LA 2016), Morelia, Mexico, 2016, pp. 1-6.

J. Han, M. Kamber and J. Pei, "Data Mining: Concepts and Techniques," vol. 1, 3rd ed. Waltham, MA, Elsevier Inc., 2012, p. 740.

Code table 20003, acessado: 07, Março, 2022. [Online]. Disponível em: http://bancodedados.cptec.inpe.br/~rbanco/bdm/tabela_bufr_20003.pdf.

Leite, J. B.; Mantovani, J. R. S.; Dokic, T.; Yan, Q.; Chen, P.-C.; Kezunovic, M. (2017). Failure Probability Metric by Machine Learning for Online Risk Assessment in Distribution Networks. In: IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), Quito, Ecuador.

Mundo da Elétrica. (s.d.). Um pouco mais sobre o Sistema Elétrico de Potência (SEP). Mundo da Elétrica. Disponível em: <https://www.mundodaeletrica.com.br/um-pouco-mais-sobre-o-sistema-eletrico-de-potencia-sep/>. Acesso em: 09/05/2024.

N. Balijepalli, S. S. Venkata and R. D. Christie, "Modeling and Anlysis of Distribution Reliability Indeces," IEEE Trans. Power Deliv., vol. 19, no. 4, pp. 1950-1955, Oct. 2004.

O Setor Elétrico. (2024). Sistemas de supervisão e comando: grande aliado na operação e manutenção das redes de distribuição. O Setor Elétrico. Disponível em: <https://www.osetoreletrico.com.br/sistemas-de-supervisao-e-comando-grande-aliado-na-operacao-e-manutencao-das-redes-de-distribuicao/>. Acesso em: 09/05/2024.

P. Chen and M. Kezunovic, "Fuzzy Logic Approach to Predictive Risk Analysis in Distribution Outage Management," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 7, no. 6, pp. 2827-2836, Nov. 2016

Q. Yan, T. Dokic and M. Kezunovic, "GIS-Based Risk Assessment for Electric Power Consumers under Severe Weather Condictions," in Proceeding18th Mediterranean Electrotechnical Conference (Melecon 2016), Limassol, Cyprus, 2016, pp. 1-6.

R. Shah, R. Yan and T. K. Saha, "Chronological Risk Assessment Approach of Distribution System with Concentrated Solar Power Plant," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 9, no. 6, pp. 629-637, Aug. 2015.

S. Borlase, "Smart Grid Technologies," in *Smart Grids: Infrastructure, Technology and Solutions*, vol. 1, 1st ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2013, pp. 67-494.

S. Nattiand M. Kezunovic, "A Risk-Based Approach for Maintenance Scheduling Strategies for Transmission System Equipment," in *Proceeding 10th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS 2008)*, Rincón, Puerto Rico, 2008, pp. 1-6.

T. Dokic, P. Dehghanian, P. -C. Chen, M. Kezunovic, Z. Medina-Centina, J. Stojanovic and Z. Obradovic, "Risk Assessment of a Transmission Line Insulation Breakdown due to Lightning and Severe Weather," in *Proceeding IEEE C S Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*, Kauai, Hawaii, 2016, pp. 2488-2497.

T. V. Garces and A. T. de Almeida, "Multidimensional Risk Assessment of Manhole events as a Decision Tool for Ranking the Vaults of an Underground Electricity Distribution System," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 29, no. 2, pp. 624-632, Apr. 2014.

U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. Comparing the Impacts of Northeast Hurricanes on Energy Infrastructure. DOE/GO-102013-3947. Washington, D.C.: U.S. Department of Energy, 2013.

WANG, D.; WANG, J.; WU, Z. Weather effect on electrical power systems: A review. *IET Generation, Transmission & Distribution*, v. 11, n. 6, p. 1491-1498, 2017.

WALPOLE, R. E.; MYERS, R. H.; MYERS, S. L.; YE, K. E. *Probability & Statistics for Engineers & Scientists*. 9. ed. Boston: Pearson, 2012.

W. Luo, J. Du, M. Li and C.Xue, "Analysis of College Urban Forest Structure using RS and GIS Technology," Proceedings of the 18th international Conference on Geoinformatics, Beijin, China, 2010, pp. 1-5.

X. Zhang and E. Gockenbach, "Component Reliability Modeling of Distribution Systems based on Evaluation of Failure Statistics," IEEE Trans. Dielec. And Elect. Insul., vol. 14, no. 5, pp. 1183-1191, Oct. 2007.

ZIO, E.; DELFANTI, M. A study of the influence of weather on failures of electrical power systems. Reliability Engineering & System Safety, v. 74, n. 3, p. 271-284, 2001.