



UNIVERSIDADE DO VALE DO TAQUARI

CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**PREVISÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Felipe Drebes

Lajeado, novembro de 2020

Felipe Drebes

PREVISÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Monografia apresentada no Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas (CETEC), da Universidade do Vale do Taquari – UNIVATES, como parte dos requisitos para obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Ms. Yuri Solis Stypulkowski

Lajeado, novembro de 2020

“Se um dia tiver que escolher entre o mundo e o amor lembre-se: se escolher o mundo ficará sem o amor, mas se escolher o amor com ele você conquistará o mundo.”

Albert Einstein

RESUMO

A previsão da demanda de energia elétrica é imprescindível para o planejamento e a operação do sistema elétrico, visto que através dela que é determinado o horário e a quantidade de geração que precisa ser injetada no sistema, para atender a carga sem interrupções no fornecimento de energia, como também otimizar os horários em que as fontes de geração de energia elétrica entram em operação. Com isto, este trabalho apresenta uma metodologia utilizando a mineração de dados para prever a demanda máxima de energia elétrica em um determinado dia para o sistema da Cooperativa Certel. O processamento de dados foi realizado com o histórico de variáveis climáticas e demanda de energia elétrica nos diferentes meses do ano, com a utilização do *software Weka*, chegando a respostas satisfatórias no final do processo, com diferença de no máximo 2,5 MW entre o previsto com o real o que representa 3% de erro.

Palavras-chave: Mineração de dados. Previsão de demanda. *Weka*. Geração. Estatística meteorológica.

ABSTRACT

The forecast of the demand for electric energy is essential for the planning and operation of the electric system, since it is through it that the time and the amount of generation that needs to be injected into the system are determined, to meet the load without interruptions in the energy supply, as well as optimize the times when the sources of electric power generation come into operation. With this, this work presents a methodology using data mining to predict the maximum demand for electricity on a given day for the Certel Cooperative system. The data processing was carried out with the history of climatic variables and electricity demand in the different months of the year, using the *Weka software*, reaching satisfactory responses in the final process, with a difference of at most 2.5 MW between the predicted with the real which represents 3% error.

Keywords: Data mining. Demand forecasting. *Weka*. Generation. Meteorological statistics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Gráfico esquemático de demanda consumida por minuto e demanda faturada	19
Figura 2 – Sistemas especialistas. Esquema global	21
Figura 3 – Sistemas especialistas de 2ª geração	21
Figura 4 – Metodologia da inteligência artificial	22
Figura 5 – Descoberta do conhecimento	23
Figura 6 – Fluxo de informações	25
Figura 7 – Apresentação esquemática da árvore de decisão	27
Figura 8 – Esquemático do algoritmo <i>Random Forests</i>	29
Figura 9 – Separação dos dados	32
Figura 10 – Modelo de regressão linear para dois atributos.....	35
Figura 11 – Rede Neural <i>Perceptron</i> Multicamadas.....	37
Figura 12 – <i>Software Weka</i>	38
Figura 13 – Unifilar do Sistema Elétrico de Potência da Certel.....	42
Figura 14 – Diagrama de blocos explicativo	43
Figura 15 – Relatório mensal de geração indicando indisponibilidade.....	45
Figura 16 – Gráfico da curva de demanda em dias úteis.....	48
Figura 17 – Gráfico da curva de demanda em dias não úteis	49
Figura 18 – Exemplo de Arquivo ARFF de treinamento do <i>WEKA</i>	54
Figura 19 – Temperatura máxima dia X demanda máxima	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplo de consumo de energia elétrica	17
Tabela 2 – Dados, informações e conhecimentos.....	24
Tabela 3 – Matriz de confusão	33
Tabela 4 – Objetos, valores estimados e erros para a regressão linear da Figura X.....	36
Tabela 5 – Dados operacionais dos reservatórios das hidrelétricas da Certel	44
Tabela 6 – Tabela resumo dos máximos e mínimos.....	46
Tabela 7 – Resumo das potências de geração.....	47
Tabela 8 – Representação dos atributos	51
Tabela 9 – Avaliação dos resultados sobre cada conjunto de dados no <i>WEKA</i>	56
Tabela 10 – Avaliação do conjunto com o mês de outubro.....	57
Tabela 11 – Avaliação do conjunto com o mês de outubro.....	58
Tabela 12 – Testes em ambiente profissional.....	59

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Potência Ativa.....	16
Equação 2 – Energia elétrica	17
Equação 3 – Demanda de energia elétrica.....	18
Equação 4 – Equação do algoritmo	30
Equação 5 – Equação do teorema de <i>Bayes</i>	30
Equação 6 – Equação característica do conjunto 1.....	57
Equação 7 – Equação característica do conjunto 2.....	57
Equação 8 – Equação característica do conjunto 1 com Outubro.	58

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BMG	Boletim Mensal de Geração
CERTEL	Cooperativa Regional de Desenvolvimento Teutônia
CGH	Central Geradora Hídrica
CO	Centro de Operações
IA	Inteligência Artificial
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
KBS	<i>Knowledge Based Systems</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
NA	Nível d'Água
ONS	Operador Nacional do Sistema
PCH	Pequena Central Hidrelétrica
PIB	Produto Interno Bruto
PROCEL	Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica

SCPC	Sistema de Consolidação da Previsão de Carga
SE	Subestação
SIN	Sistema Interligado Nacional
W	Watt
V	Tensão Elétrica
A	Ampere

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Objetivo geral.....	13
1.2 Objetivos específicos.....	14
1.3 Delimitação do trabalho.....	14
1.4 Estrutura do trabalho	15
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1 Demanda de energia elétrica e consumo de energia elétrica	16
2.2 Inteligência artificial	20
2.3 Mineração dos dados	22
2.4 Técnica de mineração de dados	25
2.4.1 Técnica de classificação.....	26
2.4.1.1 Árvore de decisão	27
2.4.1.2 <i>Random forests</i>	28
2.4.1.3 Classificadores <i>bayesianos</i>	30
2.4.1.4 Classificadores de vizinhos mais próximos	31
2.4.1.5 Máquinas de vetores de suporte	31
2.4.2 Avaliação de desempenho de classificadores	32
2.4.3 Técnica de estimação	34
2.4.3.1 Regressão linear	35
2.4.3.2 Rede neural <i>perceptron</i> multicamadas.....	36
2.5 <i>Software weka</i>	37
3 METODOLOGIA	40
3.1 Informações relevantes.....	43
3.2 Desenvolvimento do projeto	49
3.2.1 Dados de entrada	50
3.2.2 Pré-processamento dos dados de entrada	53
4 RESULTADOS OBTIDOS	55
4.1 Aplicação da mineração de dados com o <i>WEKA</i>	55
4.2 Considerações da mineração de dados	59
5 COMENTÁRIOS FINAIS	61

5.1 Trabalhos futuros	62
REFERÊNCIAS	63
APÊNDICE A – Máximos e mínimos da curva de demanda	65
APÊNDICE B – Modelo de arquivo de entrada *.arff.....	73

1 INTRODUÇÃO

A previsão da curva de demanda de potência ativa, desempenha um papel importante dentro da área de planejamento e operação dos sistemas elétricos de potência. Com a previsão do consumo da carga de energia elétrica é possível evitar desperdícios, escassez e a má alocação dos recursos disponíveis. A motivação para criar uma metodologia capaz de prever a curva de demanda de potência ativa, baseia-se no fato de que a energia elétrica não é um recurso armazenável. Assim, para a Certel, empresa escolhida para o estudo, saber a previsão de demanda futura tanto de longo prazo como de curto prazo é necessário para gerenciar a produção de energia elétrica, como também para ajustar os contratos de demanda, compra de energia e informações para o preenchimento de informações no Sistema de Consolidação de Previsão de Carga (SCPC) do Operador Nacional do Sistema (ONS).

O ONS utiliza tais informações para compor os Estudos de Elaboração do Planejamento Anual da Operação Energética com horizonte de 5 anos conforme determinado no Submódulo 5.5 dos Procedimentos de Rede. Os dados utilizados são dados previstos e verificados de carga global por agente, por subsistema e no Sistema Interligado Nacional – SIN.

A previsão de demanda a longo prazo é necessária para a contratação da energia a ser comprada e a de curto prazo é importante para se garantir que o sistema de distribuição e transmissão trabalhe dentro dos limites contratados, evitando o pagamento de multas por ultrapassagem. Conforme a Resolução Normativa ANEEL nº 666 a ultrapassagem de demanda pode ser de até 10% sem o pagamento de multas e ao menos uma vez ao ano a demanda deve chegar em 90% do total contratado. Os sistemas de medição e faturamento

entre as diferentes distribuidoras e transmissoras são realizados através dos pontos de conexão da rede elétrica, ou seja, o ponto de entrega de energia.

Desta forma, este trabalho busca estudar os diferentes fatores e suas características que afetam a curva de demanda da Certel, como a temperatura, radiação solar, precipitação, umidade relativa do ar nas estações do ano, dias da semana e feriados. Para estudo de longo prazo, além das informações anteriores, ainda é necessário o conhecimento da taxa de aumento do Produto Interno Bruto (PIB), que é a relação de elasticidade-renda.

Com a metodologia desenvolvida no *software Weka*, utilizando inteligência artificial, relacionando as informações climáticas, taxa de crescimento do PIB e curvas de demanda conhecidas, a metodologia passa informações de curtíssimo prazo, que servirá como auxílio na tomada de decisão para despacho de carga das hidrelétricas do grupo Certel, evitando que a demanda máxima ultrapasse a demanda contratada e ainda será uma ferramenta auxiliar para tomada de decisões na hora de renovação dos contratos de demanda, compra de energia que já fazem parte da estimativa de demanda de longo prazo como também para o envio e preenchimento das informações pertinentes ao ONS.

1.1 Objetivo geral

O principal objetivo deste trabalho é criar uma ferramenta para apoio na tomada de decisões para estimativa da demanda de energia elétrica na Cooperativa Certel, com a utilização da técnica de mineração de dados sobre os registros extraídos da base de dados da Certel, na qual o Centro de Operações (CO) da empresa vai se basear para prever a demanda de energia máxima diária, gerenciando o despacho de carga das hidrelétricas operadas pelo CO e obtendo melhores resultados na assertividade da contratação da demanda.

1.2 Objetivos específicos

- Selecionar atributos e registros da base de dados que interferem no aumento da demanda de energia elétrica;
- Com os atributos selecionados, verificar as diferentes técnicas de mineração de dados que possam ser aplicadas neste trabalho;
- Verificar e validar a melhor técnica de mineração de dados para este trabalho;
- Validar o algoritmo em ambiente profissional;
- Otimizar a pré-operação para o despacho das hidrelétricas;
- Embasamento técnico para a contratação de demanda junto a transmissora;
- Otimizar o processo de preenchimento de informações no SCPC.

1.3 Delimitação do trabalho

Este trabalho teve como objetivo a previsão de demanda de energia elétrica no sistema geral da Certel, não se atendo a subestações e cidades distintas, visto que o objetivo é controlar a não ultrapassagem da demanda contratada com o despacho de carga das hidrelétricas conectadas ao sistema elétrico de potência da Certel.

Neste estudo não foi considerado a vazão afluyente e nem o controle dos níveis dos reservatórios das hidrelétricas, deixando este assunto como sugestão para um estudo futuro que venha a complementar este trabalho e gerar um produto ainda mais completo para a área de Planejamento e controle da operação.

1.4 Estrutura do trabalho

O presente trabalho foi dividido em 5 capítulos, sendo o primeiro capítulo de introdução do trabalho, o capítulo dois apresenta o embasamento teórico a ser utilizado para alcançar os objetivos propostos neste trabalho, relacionando os aspectos sobre a demanda de energia elétrica com as variáveis climáticas que possam interferir sobre ela e a definição dos principais conceitos relacionados com a mineração de dados. O terceiro capítulo apresenta a metodologia desenvolvida no decorrer do trabalho. O quarto capítulo apresenta um breve resumo dos resultados encontrados, e, por fim, no quinto capítulo, são apresentadas as considerações finais e indicações para futuros trabalhos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O presente capítulo objetiva definir a caracterização de demanda de energia elétrica e o processo de controle de demanda atualmente aplicado na empresa que está sendo estudada no presente trabalho. Além disso, o presente capítulo também apresenta os processos de mineração de dados e todas as tarefas que fazem parte de seu processo e, como também, serão abordados os algoritmos e o funcionamento deles para a mineração de dados.

2.1 Demanda de energia elétrica e consumo de energia elétrica

A potência ativa, representada por (W) Watts, é calculada através do produto da tensão (V) pela corrente (I), ou seja, é a diferença de potencial com certa intensidade de corrente elétrica que percorre um circuito. E para calcular a potência elétrica em um circuito de corrente alternada, que é o assunto deste trabalho, utiliza-se a Equação 1 (PINTO, 2018).

Equação 1 – Potência Ativa

$$P = V \times I \times \cos \alpha \quad (1)$$

Sendo

P = Potência ativa (W)

V = Tensão elétrica (V)

I = Corrente elétrica (A)

$\cos \alpha$ = Fator de Potência que é a relação entre potência ativa e potência reativa

A potência ativa é utilizada para a realização de trabalhos úteis e também a mesma é apresentada nos medidores de energia elétrica como potência ativa, mas é importante lembrar que potência é diferente de energia. Ou seja, a energia elétrica expressa em Wh, sendo assim, a energia elétrica ativa é a integral das potências ativas em um determinado período, para cálculo, utiliza-se a Equação 2 (OLIVEIRA *et al.*, 2017).

Equação 2 – Energia elétrica

$$E = \int p(t). dt \quad (2)$$

E = Energia elétrica (Wh)

t = Tempo (h)

Conforme o Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica (PROCEL), o consumo de energia elétrica pode ser definido como toda a energia elétrica utilizada pelo sistema, ou seja, é o somatório de todos os registros de energia que passaram neste sistema por um certo período. Como exemplo podemos utilizar os mesmos dados do Gráfico 1, passados para a Tabela 1.

Tabela 1 – Exemplo de consumo de energia elétrica

Energia Consumida	
Tempo (min)	Potência (MW)
12:01	62
12:02	65
12:03	64
12:04	66
12:05	67
12:06	66

Continua...

(Continuação)

Energia Consumida	
Tempo (min)	Potência (MW)
12:07	64
12:08	65
12:09	68
12:10	67
12:11	68
12:12	69
12:13	65
12:14	66
12:15	64
Energia Consumida	246,5 MWh

Fonte: Do autor (2020).

A demanda de energia elétrica é a média das potências ativas em um determinado período de tempo, requerida pela quantidade de potência elétrica consumida pelas unidades consumidoras (indústrias, residências, iluminação pública, agriculturas, etc.), e para fins de faturamento a demanda elétrica a ser considerada no Brasil é a média dos consumos durante um período de 15 minutos, que pode ser calculada através da Equação 3 (ANEEL, 2010).

Equação 3 – Demanda de energia elétrica

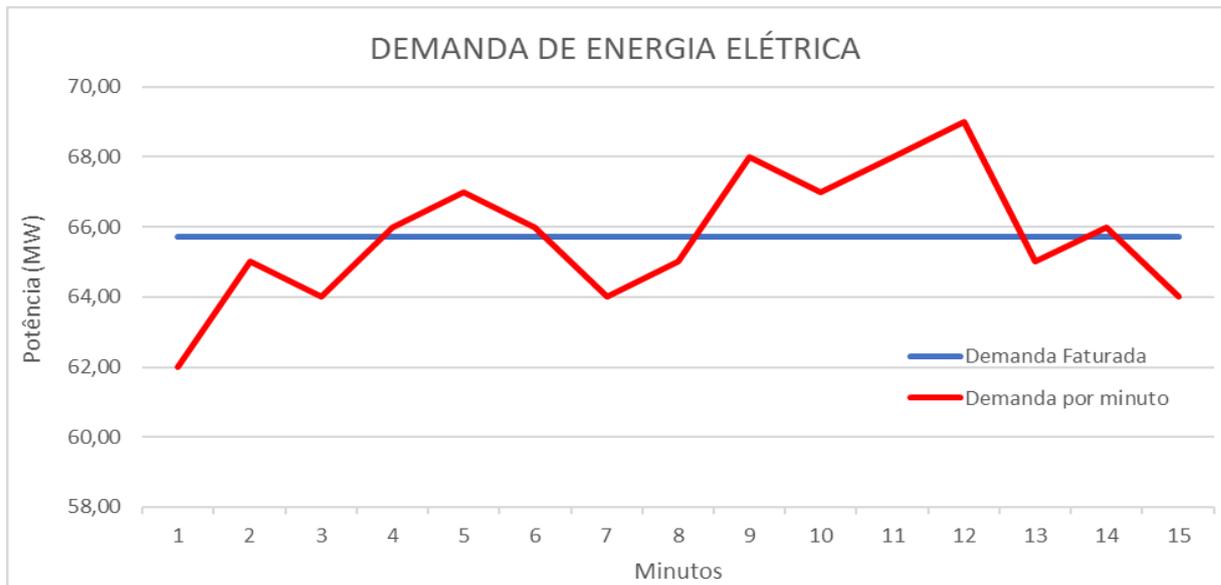
$$D = \sum_{n=1}^{n=15} \frac{P(n)}{15} \quad (3)$$

D = Demanda (Wh)

P = Potência ativa (W)

Desta forma, analisando o gráfico da Figura 1, podemos ver que o maior pico da demanda de energia elétrica foi aos 12 minutos, mas conforme a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), para fins de faturamento são considerados as médias dos últimos 15 minutos.

Figura 1 – Gráfico esquemático de demanda consumida por minuto e demanda faturada



Fonte: Do autor (2020).

Assim, durante o período de 15 minutos no qual a demanda média foi de 65,73 MW, a energia elétrica consumida foi de 986 MWh e o pico de potência máxima foi aos 12 minutos, chegando em 69 MW.

Classificação dos tipos de demanda:

- Demanda medida: a demanda medida, conforme ANEEL (2010), é a maior demanda de potência ativa durante o período de faturamento, que é integralizado a cada 15 minutos e expresso em quilowatts (kW);
- Demanda contratada: é a demanda de potência ativa que foi requisitada à concessionária ou distribuidora quando estabelecido o contrato de energia, e a mesma quando contratada obrigatoriamente deve ser disponibilizada pela contratada para o contratante, a mesma deve ser paga mesmo não a utilizando por completo, expressa em quilowatts (kW) (ANEEL, 2010);
- Demanda de ultrapassagem: é uma parcela da demanda medida de potência ativa expressa em quilowatts (kW), que ultrapassa os valores previstos em contrato, vale salientar que para cada fim existe um percentual de ultrapassagem sobre o qual não se aplica multa, este percentual está definido por tipo de contrato na Resolução ANEEL nº 666 de 23 de junho de 2015 (ANEEL, 2015);

- Demanda faturável: conforme o próprio nome já diz, é a demanda da potência ativa expressa em quilowatts, considerada para fins de faturamento conforme tarifas previstas em contrato e na resolução homologatória ANEEL.

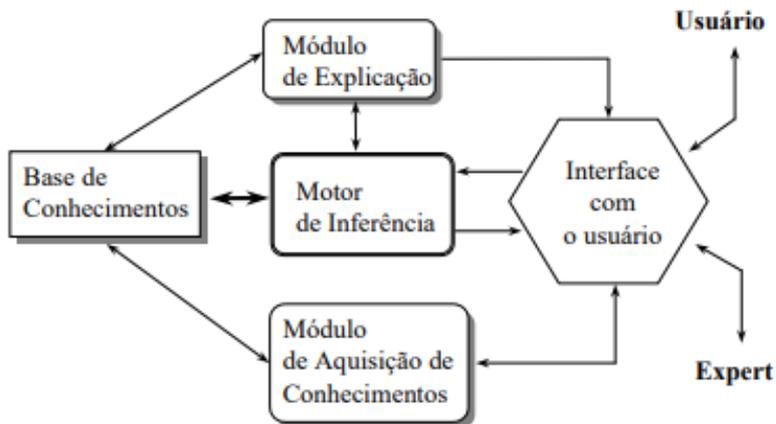
2.2 Inteligência artificial

Durante a década de 70 e 80, quando iniciou a utilização dos sistemas baseados em conhecimento *Knowledge Based Systems* (KBS) e a utilização da linguagem lógica de programação, foi quando a inteligência artificial começou a ser conhecida. Durante este período, foram desenvolvidos os primeiros jogos de computadores que precisavam de inteligência dos computadores, ou seja, a inteligência artificial (OSÓRIO; VIEIRA, 1999).

Os jogos computadorizados de xadrez eram destaque na época por trabalhar com a inteligência artificial, os japoneses criaram os computadores capazes de falar, escutar e raciocinar. Já os americanos, criavam grandes projetos utilizando a inteligência artificial, um dos quais ficou mais conhecido foi dotar um computador de conhecimentos, projeto qual ficou conhecido como CYC, que vem da palavra enciclopédia e dentre estes projetos diversos ainda foram criados e vem sendo criados baseados na inteligência artificial (OSÓRIO; VIEIRA, 1999).

Mas, com o passar do tempo, o problema da inteligência artificial apareceu, como uma máquina vai aprender sem ninguém para passar o conhecimento a ela? Como novos resultados vão surgir se o problema ainda não é conhecido e nem a semelhanças do mesmo? Exatamente isso, os sistemas que utilizam a inteligência artificial necessitam de engenheiros especialistas para passar os novos conhecimentos ao sistema, visto que na época o conhecimento não era adquirido de forma automática. Foi então que surgiram os sistemas especialistas, desenvolvidos para a aquisição de conhecimento, representado na Figura 2 (ROSA, 2011).

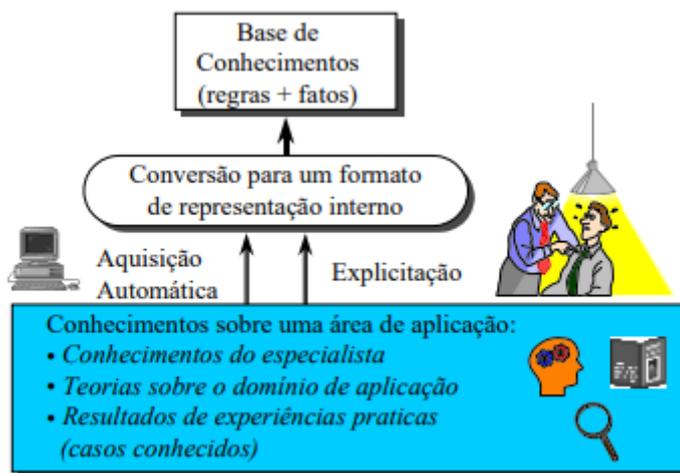
Figura 2 – Sistemas especialistas. Esquema global



Fonte: Osório e Vieira (1999, p. 9).

Com o passar do tempo, foi desenvolvida uma atualização do sistema, conhecido como Sistemas Especialistas de 2º geração, nesta versão do sistema foi introduzida a aquisição automática do conhecimento, representada de forma esquemática na Figura 3 (OSÓRIO; VIEIRA, 1999).

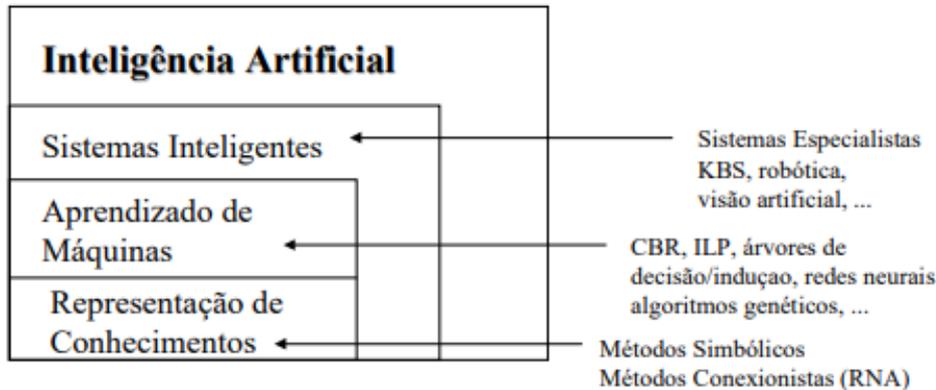
Figura 3 – Sistemas especialistas de 2ª geração



Fonte: Osório e Vieira (1999, p. 13).

A partir disso, a inteligência artificial começou a ter outra metodologia, a qual não se baseava somente aos métodos de raciocínio automático, e sim, levava em consideração o aprendizado do sistema e a representação do conhecimento, conforme representado de forma simplificada na Figura 4 (ROSA, 2011).

Figura 4 – Metodologia da inteligência artificial



Fonte: Osório e Vieira (1999, p. 53).

E conforme Nikolopoulos (1997, p. 108),

A Inteligência Artificial é uma área de estudos da computação que se interessa pelo estudo e criação de sistemas que possam exibir um comportamento inteligente e realizar tarefas complexas com um nível de competência que é equivalente ou superior ao de um especialista humano.

Diante deste referencial, podemos concluir que a utilização da inteligência artificial para prever situações futuras baseadas em conhecimentos informados para o sistema e vinculados com a aprendizagem de máquina, podem nos gerar informações preciosas para a estimativa de demanda do sistema elétrico de potência em estudo.

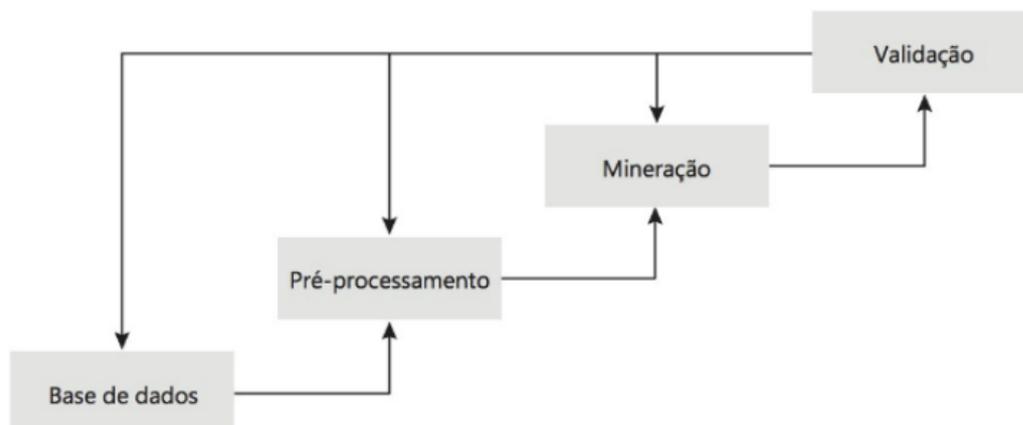
2.3 Mineração dos dados

Os bancos de dados estão em um crescimento exponencial, devido as grandes evoluções da tecnologia e a informatização da sociedade. Como por exemplo, as redes de telecomunicações, pesquisas na *internet*, sites de lojas virtuais, pesquisas científicas, redes sociais, entre outros sistemas que geram uma certa quantidade de dados que ficam armazenados. E através de todas estas informações armazenadas, que em primeiro momento apenas se trata de grandes bancos de dados, originou-se a área de mineração de dados (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Quando utilizamos o termo mineração de dados, ou *data mining*, estamos tratando da ciência que estuda a extração de informações valiosas de algum banco de dados, e, quando os dados simplesmente estão em tabelas, são apenas símbolos ou informações preciosas que não podem ser utilizadas para gerar informações relevantes (CASTRO; FERRARI, 2016).

Para que seja possível realizar a mineração de dados, o primeiro passo é ter os dados disponíveis em algum lugar, geralmente estas valiosas informações ficam armazenadas em servidores de banco de dados específicos. E conforme proposto em 1995 em Montreal (Canadá), na primeira conferência sobre *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), ou mineração de dados, a etapa de descoberta de um macroprocesso conhecida também como Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados. E o processo de Descoberta do Conhecimento está dividido em quatro etapas, conforme a Figura 5 (CASTRO; FERRARI, 2016).

Figura 5 – Descoberta do conhecimento



Fonte: Castro e Ferrari (2016, p. 6).

Na sequência, são brevemente apresentadas cada uma das etapas da descoberta do conhecimento conforme KDD (CASTRO; FERRARI, 2016).

- Base de Dados: a base de dados nada mais é que o banco de dados propriamente dito, onde em formato de tabela os dados são armazenados e estruturados conforme as informações qualitativas e quantitativas, permitindo fácil extração quando necessário.

- Pré-processamento: etapa responsável pela preparação dos dados para posterior utilização, esta preparação visa a limpeza, seleção e a transformação dos dados para posterior análise.
- Mineração: é a etapa em que o dado vira conhecimento, ou seja, é nesta etapa em que são aplicados os algoritmos capazes de fazer com que aquele dado que estava guardado em uma tabela já organizada se torna conhecimento. Na mineração, são utilizadas técnicas de agrupamento, associações, classificações, análises descritivas, detecções de anomalias, e entre outras técnicas.
- Validação: a última etapa da mineração de dados, responsável por verificar e validar se o conhecimento adquirido na etapa de mineração apresenta resultados úteis ou apenas informações não relevantes à aplicação.

Como exemplo, para se tornarem informações relevantes, as informações precisam ser organizadas dentro de um determinado contexto, assim, podendo formar e fundamentar o conhecimento. E para exemplificar este processo, podemos analisar a Tabela 2 (CASTRO; FERRARI, 2016).

Tabela 2 – Dados, informações e conhecimentos

Dados	Informações	Conhecimento
1000 milibares	Pressão atmosférica de 1000 milibares	Com o conhecimento destas informações é possível saber que a probabilidade de chuva é baixa
5,1 m/s – 95°	Velocidade do vento de 5,1 m/s e direção 95°	
30°C	Temperatura Média de 30°C	
Poucas	Céu com poucas Núvens	
1000 m	Visibilidade de 1000 m	

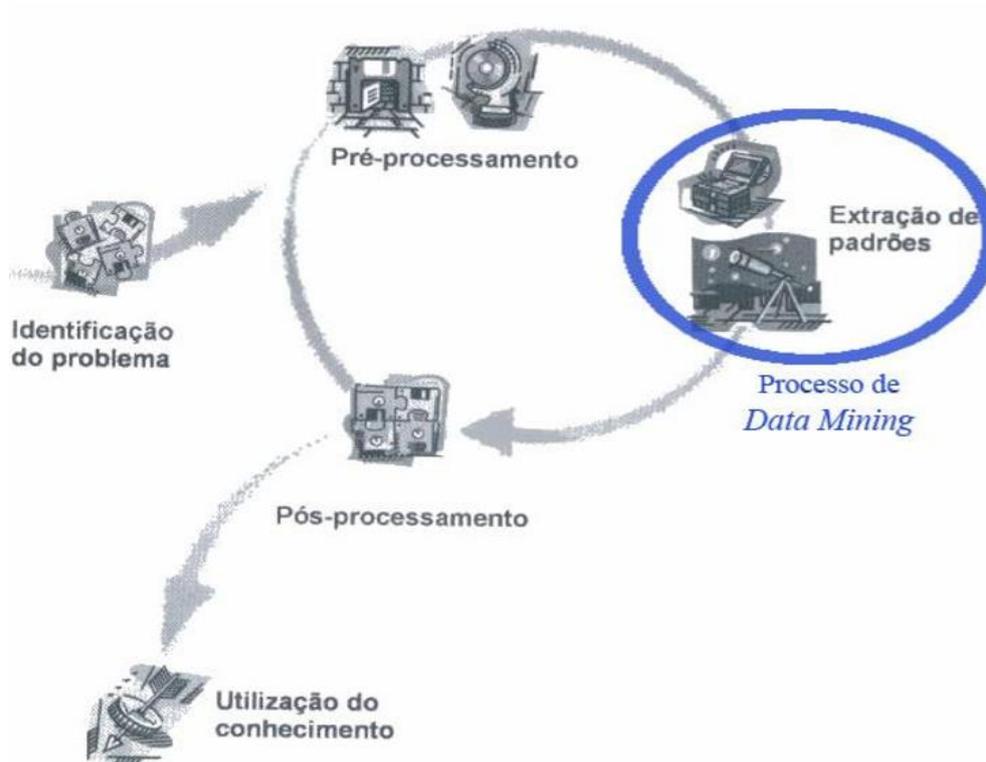
Fonte: Do autor, adaptado de Castro e Ferrari (2016).

Analisando a Tabela 2, olhando apenas as informações da primeira coluna (dados), ela não nos informa nada, apenas valores. Agora, analisando a segunda coluna (informações), já esclarece melhor para os leigos o que contém a primeira coluna (dados), e por último, com as informações e os dados organizados, conseguimos obter o conhecimento.

Desta forma, a mineração de dados tem como principal função ajustar o banco de dados, afim de prever resultados a partir de consultas realizadas, e estas consultas podem ser realizadas em tempo real via algum *software* ou aplicação específica e de forma automática. Mas também é necessário saber que nem toda consulta pode retornar de forma positiva, pois há exceções onde a consulta realizada possa ainda não ter ocorrido e, a partir disso, um novo

dados é acrescentado no banco de dados, com as informações necessárias, agregando conhecimento ao algoritmo. A Figura 6 apresenta o fluxo de informação (CASTRO; FERRARI, 2016).

Figura 6 – Fluxo de informações



Fonte: Rezende (2013, p. 245).

2.4 Técnica de mineração de dados

A partir dos dados selecionados e do tipo de informação que se deseja obter, deve ser selecionada a técnica de mineração de dados que melhor desempenho tiver. Cada técnica associada a um conjunto de tarefas tem um objetivo específico. Quando falamos em tarefas de mineração de dados, é preciso saber que estas tarefas são divididas em dois grupos, sendo um grupo das tarefas preditivas e outro grupo das tarefas descritivas (CASTRO; FERRARI, 2016).

- Tarefas descritivas: como o próprio nome já diz, são as tarefas que tem a função de encontrar características nas propriedades dos dados, ou seja, analisar a descrição deles.
- Tarefas preditivas: tem a função de obter conclusões a partir dos dados analisados.

Nas seguintes seções serão apresentadas algumas técnicas com seus principais algoritmos utilizadas para a mineração de dados.

2.4.1 Técnica de classificação

Situações onde existe um grande histórico de informações com problemas já registrados no banco de dados, e com base nestas informações, é possível relacionar o valor de saída para cada objeto de informação. Com base neste histórico, é possível construir um modelo que possa prever o valor de saída (informação) para cada novo registro no conjunto de dados utilizado (CASTRO; FERRARI, 2016).

Nas áreas de estatística, reconhecimento de padrões e aprendizagem de máquina, a técnica de classificação é utilizada para analisar os dados através de modelos, com função de realizar tarefas de prever o valor de saída para cada objeto do projeto. As técnicas que utilizam o algoritmo de classificação são utilizadas nas áreas de medicina, marketing, detecção de fraudes, empresas administradoras de cartões de crédito, entre outras (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Castro e Ferrari (2016) descrevem duas etapas fundamentais para a construção da técnica de classificação, apresentadas abaixo:

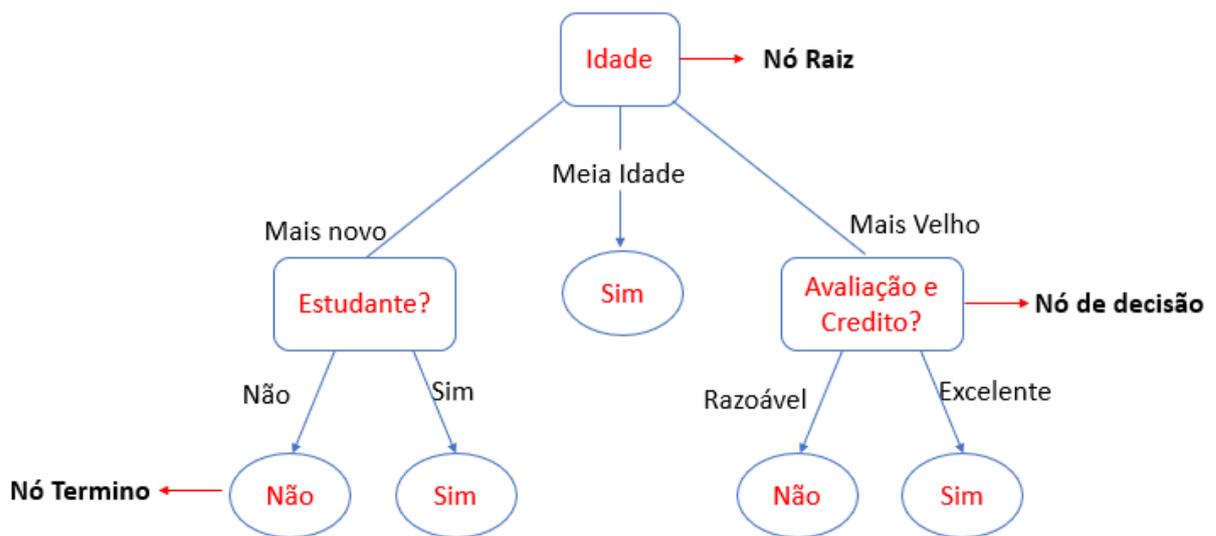
- Treinamento: o preditor conforme chamado, é construído através de informações do conjunto de dados cujo valor de saída já é conhecido;
- Teste: através de conjunto de dados não conhecidos na etapa anterior, esta etapa exibe uma estimativa de dados de saída através da classificação, e por final avaliado o desempenho do algoritmo.

2.4.1.1 Árvore de decisão

As estruturas baseadas em árvore de decisão são muito utilizadas em mineração de dados, porém são estruturas simples, com rapidez e simplicidade na execução do algoritmo, mas, como em todos os algoritmos, a árvore de decisão depende muito dos dados utilizados (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Seu princípio de trabalho é baseado em fluxograma, no qual os nós internos realizam os testes, as saídas dos testes são informadas nas arestas do fluxograma, e por último, os nós folhas apresentam o rótulo da classe, conforme apresentado de forma esquemática na Figura 7 (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Figura 7 – Apresentação esquemática da árvore de decisão



Fonte: Do autor, adaptado de Han, Kamber e Pei (2011).

A árvore de decisão utiliza o algoritmo guloso, que é um algoritmo construído com a finalidade de sempre buscar a melhor solução disponível (CASTRO; FERRARI, 2016). E como maneira geral, segue os seguintes passos:

- O primeiro nó, conforme demonstrado no esquemático da árvore de decisão da Figura 7, representa o conjunto de dados;

- Se os objetos consultados pertencem à mesma classe, o nó é rotulado com esta devida classe, tornando-se diretamente o nó término ou também conhecido como nó folha. Caso contrário, é utilizado o atributo de nó de decisão, utilizando o atributo de teste afim de dividir a base;
- Este processo é executado diversas vezes, e pode ser interrompido em algumas situações, como a não existência de objetos para serem atribuídos os testes, caso os objetos pertençam apenas a uma classe ou até mesmo quando não existam mais atributos para os objetos. Caso não tenham mais atributos para os objetos, o algoritmo realiza uma espécie de seleção pela maioria para definir a classe pertencente.

Algumas irregularidades podem aparecer depois do treinamento deste algoritmo, e devido a este motivo existem alguns métodos que consistem em remover as informações indesejáveis. Os métodos consistem na remoção de ramos não confiáveis pelo método de poda da árvore ou ainda o método de pré-poda, no qual a construção da árvore é parada mais cedo, e por último, a etapa pós-poda, na qual os ramos são removidos após ela estar construída (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

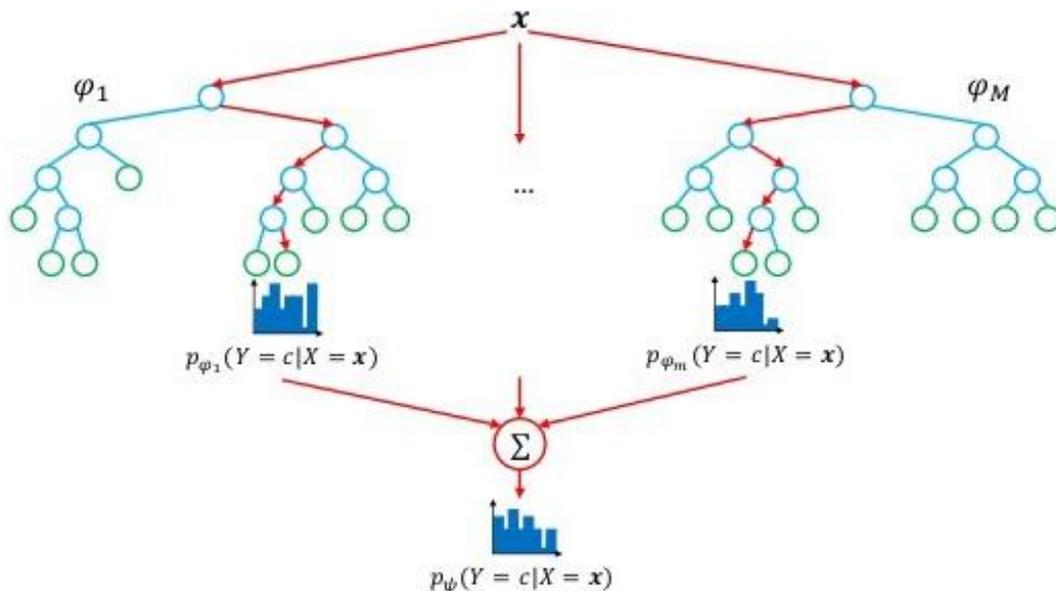
2.4.1.2 *Random forests*

A metodologia do algoritmo do *Random Forests*, ou floresta aleatória, é baseada em um conjunto de árvores de decisão, por isto, também é um algoritmo conhecido como floresta aleatória. Desta forma, cada árvore de decisão é baseada em algum atributo de escolha e este atributo é determinado de forma aleatória e é ele quem determina a divisão de cada nó da árvore (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

O algoritmo trabalha com conjunto de classificadores, que realizam uma espécie de voto e como retorno recebe uma determinada classe preditiva. Este método pode receber variáveis numéricas como também atributos categóricos para formar seus dados de entrada. Este método tende a ter maior acuracidade em relação aos classificadores que o compõem, quando se trata em casos onde há muitas variáveis de entrada (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

A Figura 8 representa uma forma esquemática de funcionamento do método *Random Forests*.

Figura 8 – Esquemático do algoritmo *Random Forests*



Fonte: Mall (2019, texto digital).

Conforme Mall (2019), o algoritmo baseado em *Random Forests* tem várias vantagens e desvantagens, que devem ser levadas em consideração ao selecionar o melhor classificador para o projeto, e algumas destas vantagens e desvantagens estão listadas abaixo:

Vantagens:

- As *Random Forests* podem ser treinadas separadamente por árvore de decisão;
- São muito utilizadas;
- Reduzem excesso de ajustes.

Desvantagens:

- Dificil interpretação;
- Seu algoritmo não é muito atual.

2.4.1.3 Classificadores *bayesianos*

Os classificadores *bayesianos* são algoritmos baseados no teorema de *Bayes*, conforme apresentado na Equação 4, e são indicados para aplicações onde existem um grande banco de dados, por terem uma boa acurácia e alta velocidade de execução. Este classificador tem a capacidade utilizando a probabilidade de prever se um algoritmo pertence a uma determinada classe (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

Equação 4 – Equação do algoritmo

$$P(X, Y) = P\left(\frac{Y}{X}\right) \times P(X) = P\left(\frac{X}{Y}\right) \times P(Y) \quad (4)$$

Com base na Equação 4, e sabendo que a relação $P(X, Y)$ são função de probabilidade do par das variáveis X e Y , é possível determinar o teorema de *Bayes* reorganizando a Equação X1, da forma que está sendo apresentada na Equação 5.

Equação 5 – Equação do teorema de *Bayes*

$$P\left(\frac{Y}{X}\right) = \frac{P\left(\frac{X}{Y}\right)}{P(X)} \quad (5)$$

Desta forma, o algoritmo deste classificador tem como função determinar a probabilidade de um objeto X pertencer a classe em consulta, quando uma hipótese for satisfeita utilizando com base no valor X (CASTRO; FERRARI, 2016).

2.4.1.4 Classificadores de vizinhos mais próximos

Este tipo de classificador não necessita de processamento na fase de treinamento do algoritmo, pois é um algoritmo que não trabalha com a distribuição de probabilidade nas classes, e sim utiliza como metodologia a comparação dos objetos do conjunto, ou seja, o algoritmo busca comparar o objeto de entrada com o mais similar a ele dentro do conjunto de testes. Os objetos de entrada são apresentados como um “ponto” em um espaço com n dimensões, e no mesmo plano todos os exemplos de conjuntos estão inseridos (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Como este tipo de classificador trabalha basicamente com proximidade dos valores para realizar as suas predições, alguns erros são possíveis de ocorrer, como, por exemplo, algum atributo que represente o tamanho e o peso de um objeto, neste caso o algoritmo pode utilizar como a medida de proximidade o atributo de maior escala, como, por exemplo, o peso do objeto utilizado. É importante mencionar que este algoritmo é bastante susceptível a ruídos na base de dados (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

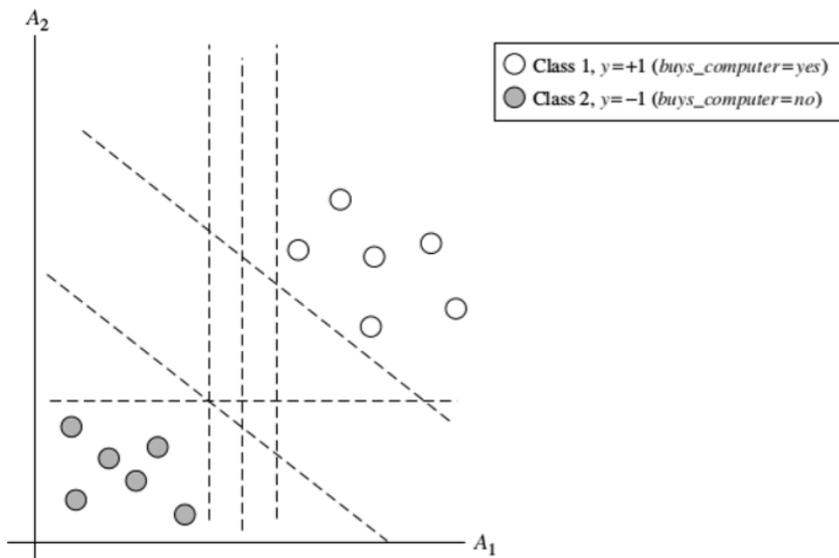
2.4.1.5 Máquinas de vetores de suporte

A técnica de máquina de vetores, obtém resultados com base na experiência do algoritmo e na observação dos dados, sua forma de aprendizagem é estática, seu funcionamento tem se demonstrado eficaz quando utilizada em grandes bancos de dados. O conceito deste algoritmo de classificação é baseado em um limite de decisão linear para a classificação, também é conhecido como conceito de hiperplano (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

Este algoritmo tem classificação de um algoritmo lento para o seu treinamento, mas é um algoritmo que apresenta grande acurácia nos dados de saída, sendo um algoritmo bastante utilizado por empresas de tecnologias para o reconhecimento de fala e reconhecimento de objetos (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Também é importante destacar que neste tipo de algoritmo os dados podem ser separados de forma linear ou de forma não linear, conforme indicado na Figura 9.

Figura 9 – Separação dos dados



Fonte: Han, Kamber e Pei (2011, p. 409).

No caso 1 do gráfico, um conjunto de dados onde os atributos de treinamento estão associados com uma classe, é possível verificar que os registros são separados por uma linha reta, conforme sua categoria. Desta forma, o algoritmo procura neste espaço o hiperplano de margem máxima. No segundo caso, em que os objetos são separados de forma não linear, é necessário ser feita uma transformação para um espaço de maior dimensão, afim de realizar um mapeamento não linear dos dados no novo espaço. Em seguida, neste novo espaço, o algoritmo encontra um hiperplano, que leva à resolução do problema utilizando a mesma metodologia aplicada no primeiro caso (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

2.4.2 Avaliação de desempenho de classificadores

Nesta etapa vamos verificar qual a forma correta de avaliar o desempenho do algoritmo utilizado, esta avaliação é feita verificando a acurácia que o algoritmo apresentou em sua resposta final. Para esta avaliação é indicado que seja verificada a acurácia do algoritmo, utilizando em primeiro momento os dados do ambiente de testes e após isto, buscar

novos dados que não foram vistos pelo algoritmo classificador durante a sua etapa de treinamento (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Quando se tem a intenção de verificar o retorno binário de um algoritmo, ou seja, um retorno que pode prever duas classes, como por exemplo “sim ou não”, é utilizada a matriz de confusão, conforme apresentada na Tabela 3.

Tabela 3 – Matriz de confusão

Classe Atual	Classe Prevista	
	Não - 0	Sim - 1
0 – Não	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo
1 – Sim	Falso Negativo	Verdadeiro Positivo

Fonte: Do autor, adaptado de Tan, Steinbach e Kumar (2009).

Abaixo são descritos os termos que compõem a matriz de confusão:

- Verdadeiro negativo: representa o número de exemplos negativos classificados corretamente;
- Falso positivo: representa o número de exemplos negativos que foram cadastrados incorretamente como positivos;
- Falso negativo: representa o número de exemplos positivos classificados incorretamente como negativos;
- Verdadeiro positivo: representa o número de verdadeiros positivos classificados corretamente.

Segundo Han, Kamber e Pei (2011), existem outras medidas de avaliação do desempenho dos classificadores, os quais são listados abaixo:

- Taxa de erro: este avaliador de desempenho representa a quantidade de objetos classificados incorretamente pelo classificador, esta resposta normalmente é medida em percentual;
- Acuracidade: quando se trata da avaliação do desempenho do algoritmo classificador e é utilizada como medida de avaliação, a acuracidade trabalha com

os objetos utilizados no conjunto de testes e estes por sua vez representados pela taxa de classificação correta;

- **Precisão:** indica a quantidade de objetos rotulados como positivos e que realmente são positivos;
- **Revocação:** representa a quantidade de objetos verdadeiros positivos classificados de forma correta, esta medida também é conhecida como completude ou verdadeiros positivos;
- **Especificidade:** também chamada de verdadeiros negativos, e indica a quantidade ou proporção de objetos negativos classificados como tal;
- **Medida F:** este critério de avaliação também é chamado de medida F1, e este método utiliza uma combinação com a medida de revocação com precisão, utilizando as médias harmônicas das mesmas, onde ambas recebem o mesmo peso.

2.4.3 Técnica de estimação

Os algoritmos baseados em estimação também são conhecidos como algoritmos de predição numérica, e a mesma forma que os classificadores, estes algoritmos são baseados em conhecimento de algo que já tem ocorrido. Uma das principais diferenças entre os algoritmos de classificação e estimação está na avaliação de saída (CASTRO; FERRARI, 2016).

A avaliação dos algoritmos classificadores está relacionada com a acurácia do seu valor de saída, em outras palavras, a quantidade de objetos que foram classificados corretamente, diferente dos algoritmos de estimação que calculam uma distância ou erro entre o valor de saída do algoritmo e o valor de saída desejado (CASTRO; FERRARI, 2016).

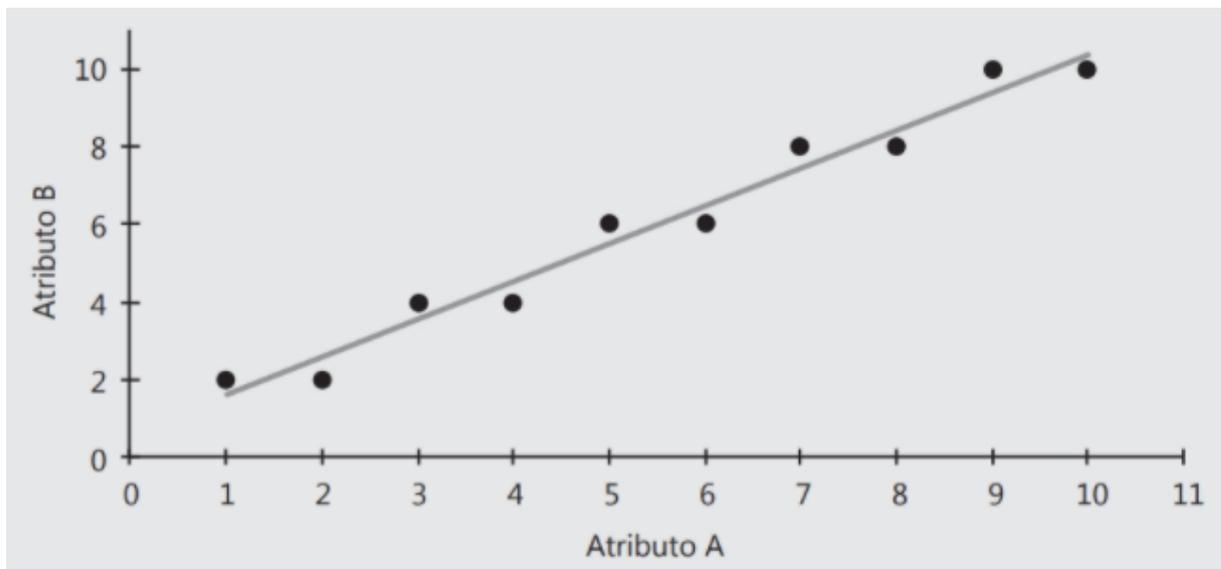
2.4.3.1 Regressão linear

A regressão linear faz a modelagem entre as variáveis de saída e as variáveis de controle, em resumo a regressão corresponde ao problema de estimar uma função de saída através das combinações de entrada e saída, e quando se tem mais representações de uma variável de resposta, a regressão passa a ser conhecida como multivariada (CASTRO; FERRARI, 2016).

Os modelos de regressão linear são modelos estatísticos, baseados em trabalhar apenas com informações numéricas, com características de modelar a relação entre variáveis dependentes e independentes, buscando a relação entre as variáveis através do treinamento do algoritmo (CASTRO; FERRARI, 2016).

O algoritmo de regressão linear sempre procura pelos coeficientes da reta que minimizam a distância entre os objetos à reta, conforme pode ser visto no exemplo da Figura 10 cada objeto é composto pelos atributos A e B (CASTRO; FERRARI, 2016).

Figura 10 – Modelo de regressão linear para dois atributos



Fonte: Castro e Ferrari. (2016, p. 226).

Avaliando a Figura 10 e aplicando a Equação com os valores do atributo A para cada objeto, é possível obter os valores estimados para o atributo B. Conforme os dados

apresentados na Tabela 4 que apresenta os valores dos atributos A e B e o erro absoluto para cada objeto (CASTRO; FERRARI, 2016).

Tabela 4 – Objetos, valores estimados e erros para a regressão linear da Figura 10

A	B	B'	Erro
1	2	1,64	0,36
2	2	2,61	0,61
3	4	3,58	0,42
4	4	4,55	0,55
5	6	5,52	0,48
6	6	6,48	0,48
7	8	7,45	0,55
8	8	8,42	0,42
9	10	9,39	0,61
10	10	10,36	0,36

Fonte: Do autor, adaptado de Castro e Ferrari (2016).

2.4.3.2 Rede neural *perceptron* multicamadas

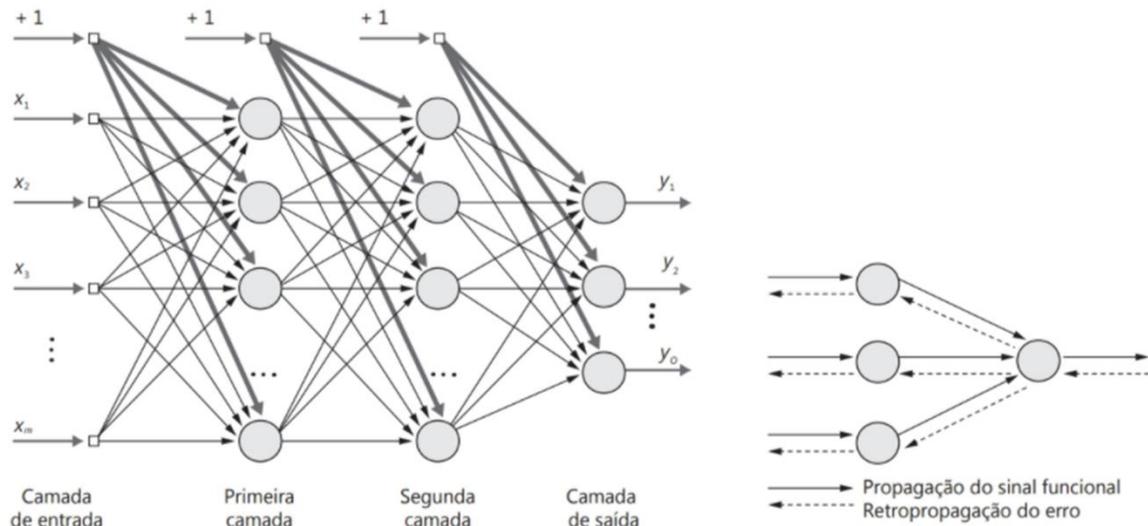
O algoritmo de rede neural *perceptron* multicamadas consiste em basicamente dois passos principais, sendo: a) propagação positiva do sinal funcional, n qual todos os pesos da rede são mantidos fixos e b) retroprogação do erro. O algoritmo trabalha de maneira em que os pesos da rede devem ser ajustados com base no erro (CASTRO; FERRARI, 2016).

Este tipo de algoritmo é caracterizado pelas principais característica apresentadas a seguir:

- Os neurônios das camadas intermediárias têm ativação não linear do tipo *sigmoidal* (função logística ou tangente hiperbólica);
- A rede deve possuir uma ou mais camadas intermediárias;
- A rede possui altos graus de conectividade.

Analisando a Figura 11, conseguimos ver em (a) o sentido de propagação do sinal de entrada e em (b) a retropropagação do erro. O nome de propagação do erro é de sentido oposto ao de propagação do sinal funcional e devido o nome de retropropagação (CASTRO; FERRARI, 2016).

Figura 11 – Rede Neural *Perceptron* Multicamadas.

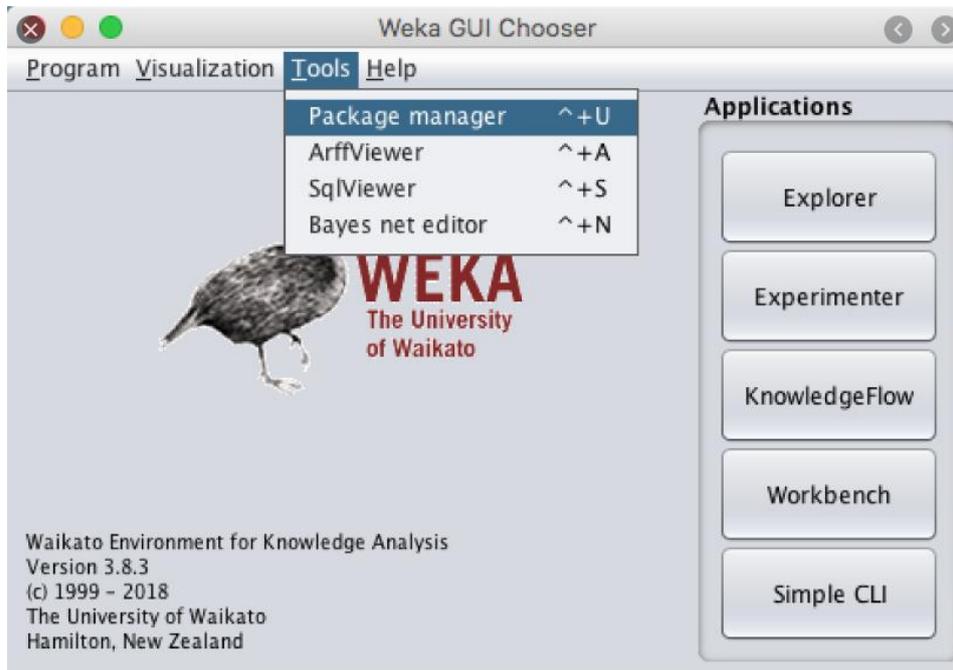


Fonte: Castro e Ferrari (2016, p. 234).

2.5 Software *weka*

A ciência que estuda a aprendizagem de máquina, pode parecer difícil para quem nunca tenha ouvido falar no assunto, porém existem ferramentas que podem facilitar o entendimento sobre a aprendizagem de máquina, como por exemplo, a plataforma *Weka* (DAMACENO, 2017).

Weka é um *software* escrito em Java na Universidade de Waikato, Nova Zelândia, que contempla uma coleção de algoritmos para aprendizagem de máquinas e mineração de dados, e o mesmo além de poder ser utilizado em sua própria aplicação, conforme Figura 12, também pode ser incorporado em sistemas criados pelo usuário em plataformas Java, através de seus arquivos *.jar* (DAMACENO, 2017).

Figura 12 – *Software Weka*

Fonte: Do autor (2020).

O ambiente de trabalho *Weka* foi projetado para que o usuário possa testar rapidamente diferentes métodos de mineração e aprendizagem de máquinas existentes em novos conjuntos de dados de maneira flexível. Fornece suporte para todo o processo de mineração experimental de dados, incluindo a preparação dos dados de entrada, avaliar esquemas de aprendizado, estatisticamente, e visualizar os dados de entrada e o resultado do aprendizado. Além de uma ampla variedade de algoritmos de aprendizado, inclui uma ampla variedade de ferramentas de pré-processamento. Este conjunto de ferramentas diversificado e abrangente é acessado através de uma interface comum para que os usuários possam comparar métodos diferentes e identificar os que são mais apropriados para o problema em mão (WITTEN *et al.*, 2016).

O *Weka* inclui métodos para os principais problemas de mineração de dados: regressão, classificação, *clustering*, mineração de regras de associação e seleção de atributos. Conhecer os dados é parte integrante do trabalho, e são fornecidos muitos recursos de visualização de dados e ferramentas de pré-processamento de dados. Todos os algoritmos, recebem suas entradas na forma de uma única tabela relacional, que pode ser lida em um arquivo ou gerada por uma consulta ao banco de dados (WITTEN *et al.*, 2016).

A plataforma *Weka* consiste em três principais métodos de aprendizagem, sendo elas: aplicar um método de aprendizado a um conjunto de dados e analisar sua saída para aprender mais sobre os dados, usar modelos aprendidos para gerar previsões em novas instâncias, e como terceira metodologia é aplicar vários resultados diferentes e comparar seu desempenho para escolher a melhor previsão (WITTEN *et al.*, 2016).

3 METODOLOGIA

Quando se trata de operação do sistema elétrico de potência, uma das características mais importante é a entrega de energia com qualidade e sem interrupções aos consumidores, e isso foi o que motivou a elaboração deste trabalho, sabendo o crescimento anual da curva de carga da Certel e sabendo que este estudo pode vir a otimizar a operação das hidrelétricas em horários de pico, evitando a ultrapassagem de demanda contratada e como consequência gerar economias à Certel e seus associados.

O Centro de Operações (CO) da Cooperativa Certel, empresa escolhida para este estudo, é responsável pelo despacho de carga das hidrelétricas da Cooperativa, responsável pela operação dos sistemas de distribuição, operação das subestações e responsável pelo controle de demanda ativa que é o assunto chave deste trabalho. O diagrama apresentado na Figura 13 apresenta de forma simplificada o sistema elétrico de potência da Certel.

A Subestação (SE) Lajeado 03 – SE LAJEADO 3 pertencente ao grupo *Vine Yards*, identificada no diagrama da Figura 13, é onde estão localizados os sistemas de medição e faturamento de energia, ou seja, é onde a compra ou o consumo de energia elétrica são medidos para posterior faturamento. Como também neste ponto são firmados os contratos de demanda de potência ativa, que para o ano de 2020 é de 80 MW, e conforme o artigo 19 da Resolução Normativa ANEEL nº 666, de 23 de junho de 2015, é permitida a ultrapassagem mensal de até 10% da demanda contratada.

Na Subestação Certel 3 – SE Certel 3, localizada no município de Canudos do Vale/RS, é onde estão conectadas duas Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) da Cooperativa Certel, a PCH Rastro de Auto com potência instalada de 7,02 MW e a PCH Salto

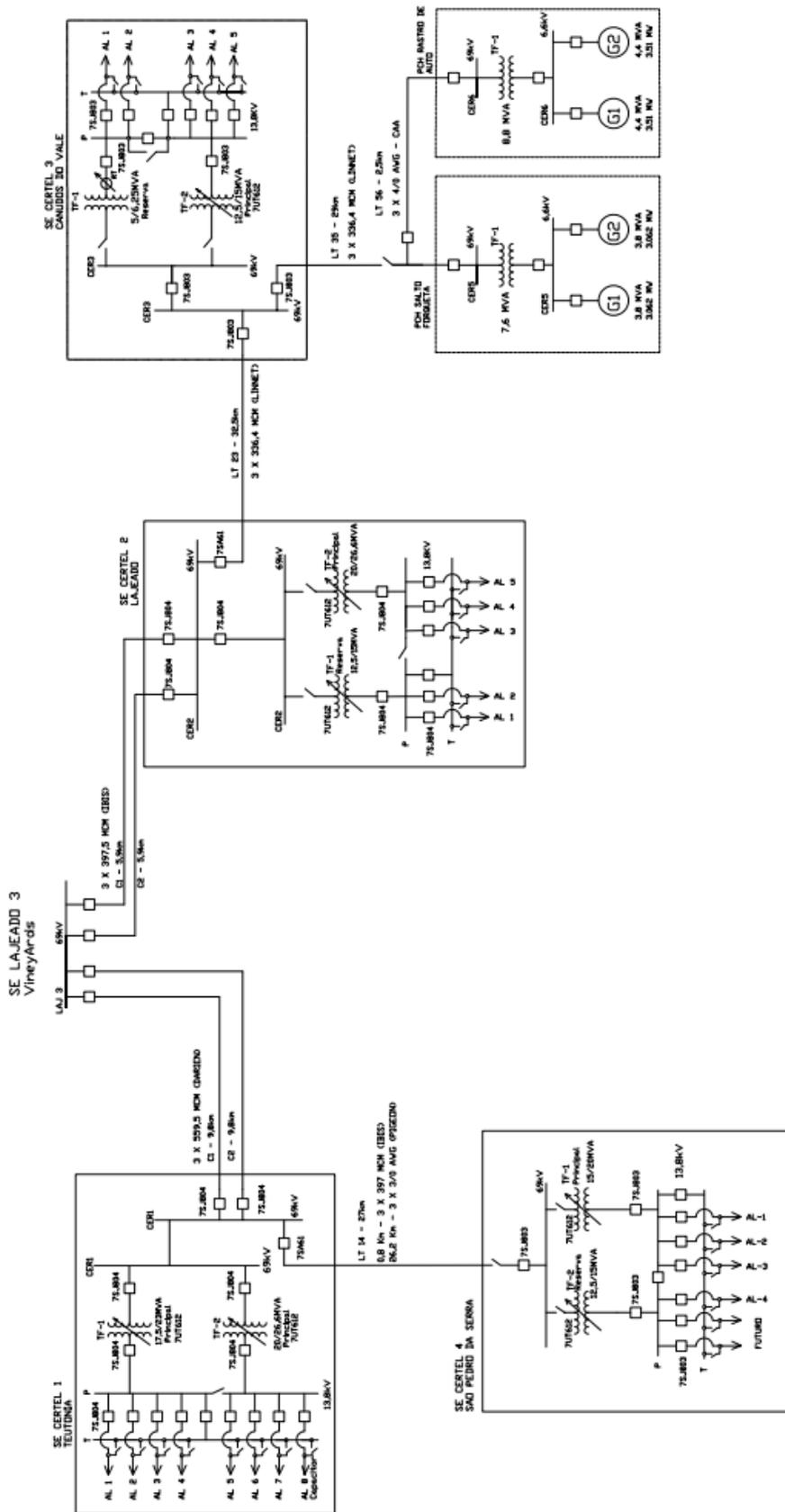
Forqueta com potência instalada de 6,124 MW, totalizando em uma potência ativa de 13,144 MW.

A Cooperativa também conta com um Central Geradora Hídrica (CGH), localizada no município de Estrela, a CGH Boa Vista, com potência instalada de 0,7 MW, a CGH não está conectada ao sistema elétrico de potência da Certel via linha de transmissão em 69 kV. A mesma está conectada na rede de média tensão em 13,8 kV no Alimentador 1 da Subestação Certel 1 – SE Certel 1, localizada no município de Teutônia.

Atualmente, o Centro de Operações da Certel realiza o controle de demanda através de conhecimentos dos operadores, relacionando as informações de temperatura, dados de dias anteriores, dados pluviométricos e as informações de crescimento de carga em tempo real, informados no supervisório da empresa.

Neste sentido, quando o operador verificar que a curva de demanda está em crescimento e pode ocorrer uma possível ultrapassagem da demanda contratada os operadores entram com a potência necessária das PCH's Salto Forqueta, Rastro de Auto e ainda com a CGH Boa Vista, ambas representadas na Figura 13 do Unifilar do Sistema Elétrico de Potência da Certel.

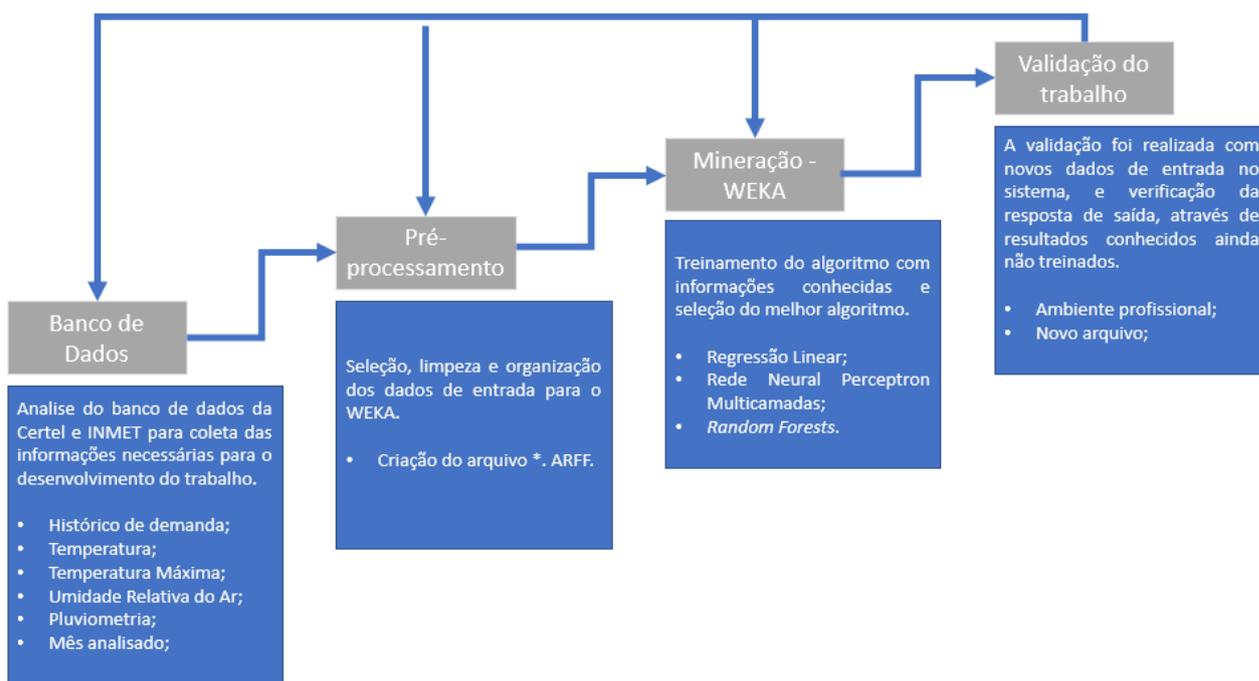
Figura 13 – Unifilar do Sistema Elétrico de Potência da Certel.



Fonte: Do autor (2020).

O diagrama de blocos da Figura 14, apresenta a forma em que trabalho está organizado para funcionar com o *software Weka* a fim de otimizar a tomada de decisões na pré operação do sistema elétrico de potência, não ficando mais vinculada a tomada de decisão de despacho de carga apenas pelo conhecimento dos operadores.

Figura 14 – Diagrama de blocos explicativo



Fonte: Do autor (2020).

O diagrama de blocos da Figura 14, será detalhado na subseção 3.2.1 que apresenta como foram selecionados os dos dados de entrada do sistema, subseção 3.2.2 descreve como foi realizado o pré-processamento dos dados, a subseção 3.2.3 detalha a seleção dos algoritmos e por final a validação do trabalho é apresentada no capítulo 4.

3.1 Informações relevantes

Neste subcapítulo será apresentada de forma simplificada o sistema elétrico de potência de Certel, correlacionando com as informações operativas e demandas do sistema.

As PCH's e a CGH são hidrelétricas a fio d'água, caracterizadas por serem fio d'água têm como consequência uma operação com baixo deplecionamento, mantendo a cota operacional próxima ao nível da crista do vertedouro, de maneira a não perder queda entre a casa de máquinas e nem desperdício de água, que conseqüentemente é a perda de geração. Em outras palavras, as hidrelétricas com característica fio d'água não conseguem armazenar grande quantidade de água (SOUZA; SANTOS; BORTONI, 2009).

A Tabela 5 apresenta os dados operacionais dos reservatórios das hidrelétricas da Certel.

Tabela 5 – Dados operacionais dos reservatórios das hidrelétricas da Certel

Hidrelétrica	NA Máximo	NA Mínimo	Deplecionamento
PCH Rastro de Auto	250,00 m	248,50 m	1,50 m
PCH Salto Forqueta	206,80 m	205,80 m	1,00 m
CGH Boa Vista	34,40 m	33,90	0,50 m

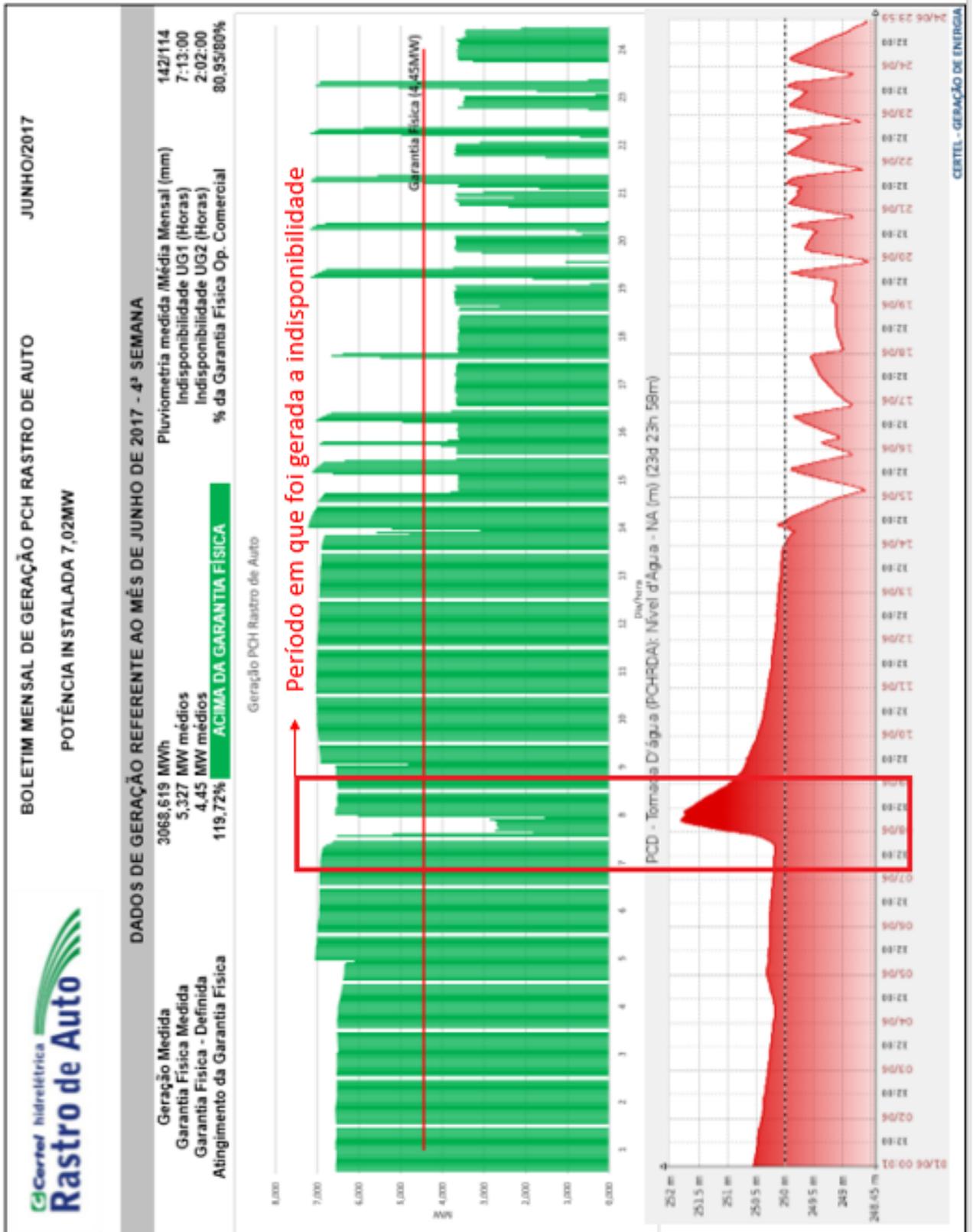
Fonte: Do autor (2020).

Conhecendo a forma em que é realizado o controle da curva de demanda da empresa e conhecendo as características técnicas dos sistemas elétricos de potência, em primeiro momento, foi realizado um levantamento de todos os dados de energia no sistema da Certel.

Dentre os dados, foi possível encontrar e organizar os dados das curvas de demanda, curvas de geração, cotas dos reservatórios das hidrelétricas, falhas na operação das hidrelétricas e as paradas forçadas que geraram indisponibilidade dos grupos gerados.

As paradas forçadas que geram indisponibilidades são computadas nos relatórios de operação, como máquina parada e indisponível, devido alguma manutenção em seus sistemas mecânicos ou elétricos que ocasionaram o vertimento da hidrelétrica, conforme apresentado na Figura 15.

Figura 15 – Relatório mensal de geração indicando indisponibilidade



Fonte: Do autor, adaptado de BMG – Certel (2020).

Conforme pode ser analisado na Figura 15, ocorrendo indisponibilidade no grupo gerador 1 durante 7 horas e 13 minutos e no grupo gerador 2 durante o período de 2 horas e 2 minutos. O gráfico da cor verde representa o montante de energia gerado durante o período de 1 hora, já o gráfico destacado em vermelho é a representação do reservatório da hidrelétrica destacado com uma linha sobre a cota 250 m que representa o vertimento.

É possível observar que antes da parada das máquinas já existe um vertimento ocasionado pelo grande volume de água, já às 12 horas do dia 7 de junho é possível verificar que houve uma queda na energia gerada e aumento na cota do reservatório, assim evidenciando que foi este o momento em que ocorreu alguma falha em um dos sistemas, provocando a indisponibilidade.

E a fim de organizar todos os dados retirados dos sistemas da Certel em uma única base para utilização no *software Weka*, foram analisados os dados dos mesmos períodos e retirados os dados incompletos. Com isso, foi possível adquirir dados dos últimos 7 anos, dos quais em primeiro momento foi realizado um levantamento dos picos máximos e mínimos de demanda do mês durante os dias úteis, picos máximos e mínimos de demanda dos finais de semana e feriados, conforme apresentado na Tabela 6 – Tabela resumo dos máximos e mínimos.

Tabela 6 – Tabela resumo dos máximos e mínimos.

RESUMO						
Referência	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
Dia de Semana	95.270,49 kW	30/01/2019	14:15	13.203,02 kW	31/10/2018	01:15
Sábado/Domingos e Feriados	78.260,22 kW	28/12/2019	14:00	10.779,87 kW	01/10/2017	17:45

Fonte: Do autor, base de dados Certel (2020).

A partir dos máximos e mínimos de demanda registrados e apresentados na Tabela 5, foram coletadas as informações em mesmas datas e horas das potências de geração das hidrelétricas, conforme resumo de dados apresentado na Tabela 7 - Resumo das potências de geração.

Tabela 7 – Resumo das potências de geração

RESUMO						
PCH Rastro de Auto						
Referência	Geração	Dia	Hora	Geração	Dia	Hora
Dia de Semana	5.879,46 kW	30/01/2019	14:15	00,00 kW	31/10/2018	1:15
Sábado/Domingos e Feriados	5.850,29 kW	28/12/2019	14:00	00,00 kW	01/10/2017	17:45
PCH Salto Forqueta						
Dia de Semana	5.035,26 kW	30/01/2019	14:15	2.686,16 kW	31/10/2018	1:15
Sábado/Domingos e Feriados	00,00 kW	28/12/2019	14:00	00,00 kW	01/10/2017	17:45
CGH Boa Vista						
Dia de Semana	00,00 kW	30/01/2019	14:15	00,00 kW	31/10/2018	1:15
Sábado/Domingos e Feriados	00,00 kW	28/12/2019	14:00	00,00 kW	01/10/2017	17:45

Fonte: Do autor, base de dados Certel (2020).

Analisando os resumos de dados apresentados, é possível notar que ocorreu despacho de carga das PCH's Salto Forqueta e PCH Rastro de Auto no dia de maior demanda do histórico analisado, com isso, é possível afirmar que se as gerações não tivessem entrado em operação, a demanda máxima iria ultrapassar os valores de demanda contratados, de 80 MW mais 10%, assim, totalizando 88 MW.

Com as gerações, o total registrado no sistema de medição e faturamento da compra de energia elétrica foi de 84,355 MW, ou seja, 95,270 MW da carga total Certel, retirando a contribuição de geração das PCH's Salto Forqueta e Rastro de Auto de 10,914 MW.

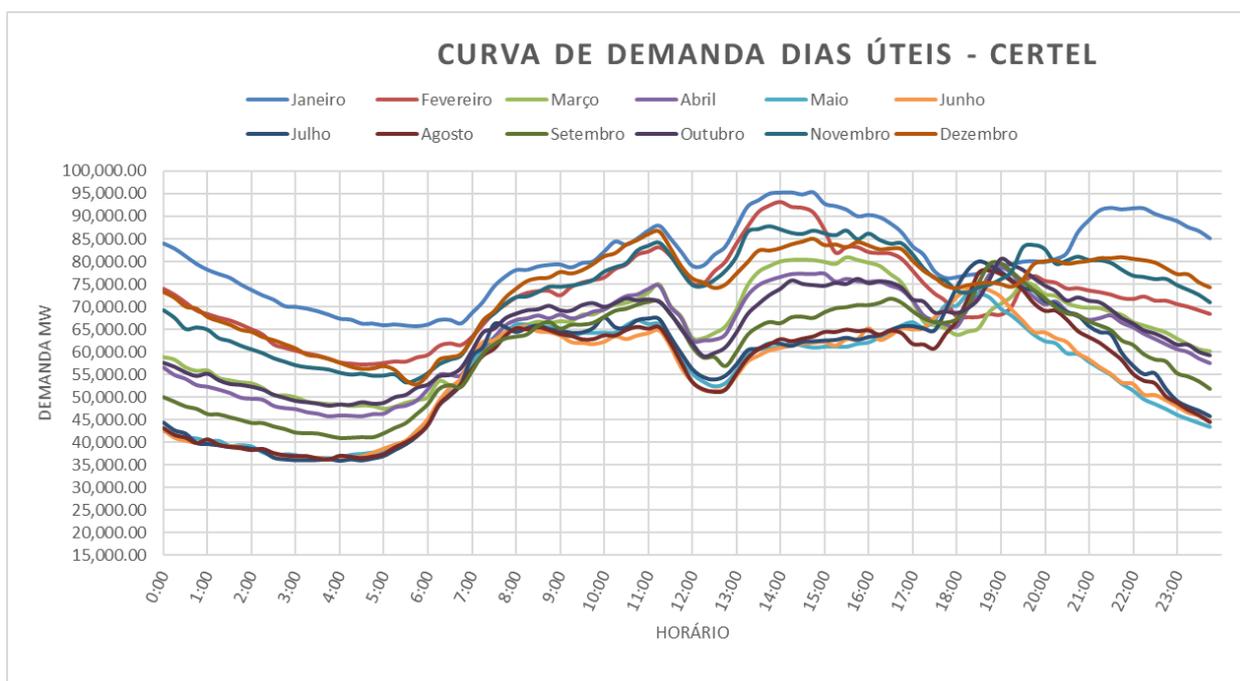
Neste resumo de dados, a CGH Boa Vista não apresentou gerações, no período de maior pico de demanda – 30/01/2019 às 14:15 a CGH se encontrava com níveis operacionais baixos, sem condições técnicas de entrada em operação. No período do dia 28/12/2019 às 14:00 a situação se repetiu.

Já no período de menor demanda, no dia 31/10/2018 às 1:15, a CGH estava com nível de jusante acima do operacional, como são máquinas para baixa queda, conforme o nível de jusante sobe acima do operacional, as máquinas perdem queda impedindo a geração. Já no dia 01/10/2017 às 17:45, a CGH não teve níveis operacionais técnicos para geração.

Além do levantamento de informações operacionais dos empreendimentos hidrelétricos, também foi realizado um estudo buscando conhecer melhor as características de consumo dos associados da Certel. Este estudo buscou entender melhor o perfil das curvas de carga.

Analisando a Figura 16 que apresenta o perfil de consumo das 24 horas dia, em dias úteis, pode-se notar que o pico da curva de demanda ocorre no mês de janeiro entre as 14 e 15 horas, chegando ao pico de 95,261 MW, e subsequente o mês foi caracterizado pelo segundo pico de maior demanda entre as 21 horas às 22 horas e 30 minutos. Possível ainda que os meses de novembro, dezembro, janeiro e fevereiro também são caracterizados por terem os picos de demanda mais altos dos demais meses do ano, durante os mesmos períodos.

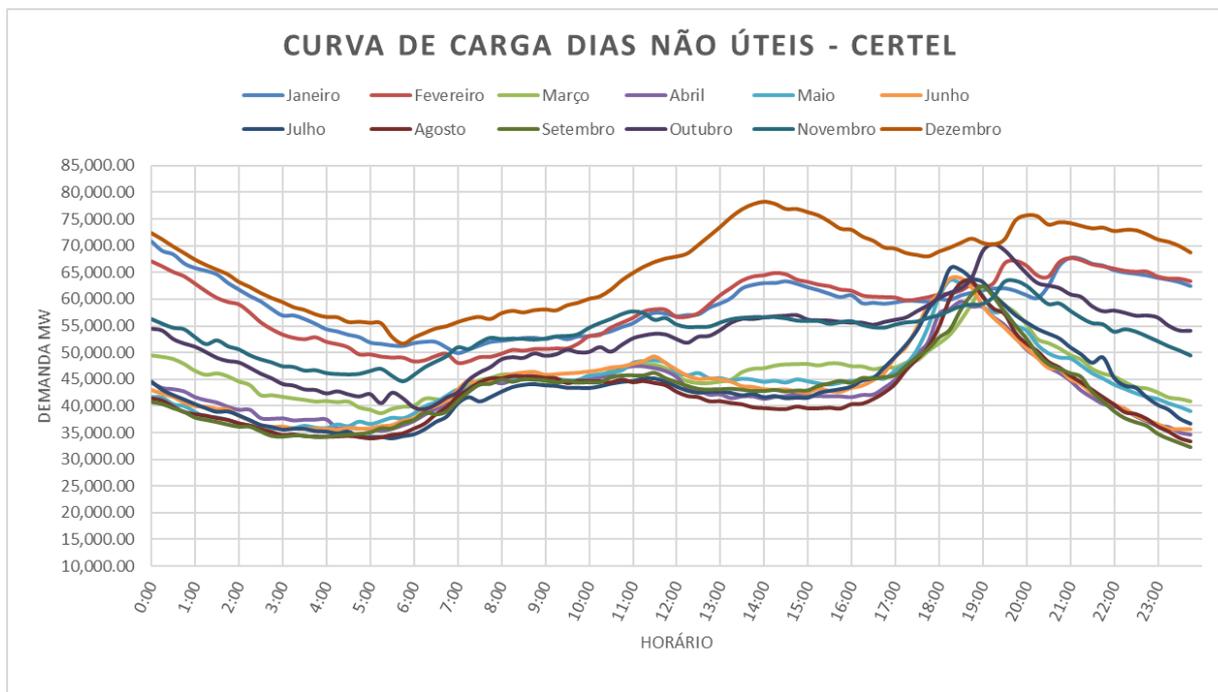
Figura 16 – Gráfico da curva de demanda em dias úteis



Fonte: Do autor, base de dados Certel (2020).

A Figura 17, já apresenta as informações da curva dos dias não úteis, assim analisando podemos verificar que apenas o mês de janeiro chegou próximo à demanda contratada, mesmo assim ainda tendo 10 MW para não ultrapassar tais limites.

Figura 17 – Gráfico da curva de demanda em dias não úteis



Fonte: Do autor, base de dados Certel (2020).

Após estas informações, foi realizado o levantamento das informações climáticas como: temperatura do ar, umidade relativa do ar, temperaturas máximas e mínimas, dados pluviométricos e dados de crescimento diário da demanda. Ambos os dados foram organizados em tabela @Excel, para posterior pré-processamento das informações.

3.2 Desenvolvimento do projeto

Nesta secção são descritos os procedimentos realizados durante o desenvolvimento do projeto afim atingir os objetivos propostos, como os dados de entrada com os respectivos atributos, etapa de mineração de dados, onde os algoritmos foram executados, além da metodologia utilizada junto ao *Weka*.

Também são apresentados os comparativos entre os diferentes algoritmos utilizados, e for final no Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos, e de qual forma foi selecionado o melhor algoritmo para este trabalho, de acordo com cada conjunto de dados utilizado.

3.2.1 Dados de entrada

Conforme já descrito nos capítulos anteriores, a Certel possui uma grande quantidade de dados para o desenvolvimento deste trabalho. E uma das tarefas mais complexas é a seleção do melhor conjunto de dados de entrada para a execução dos algoritmos de mineração de dados. Tendo em vista que as diferentes combinações de dados de entrada podem apresentar resultados diferentes, conforme será apresentado na Secção 3.2.3.

Para definir quais atributos interferem na curva de demanda da empresa, foram entrevistados diferentes profissionais do Setor Elétrico, dando preferência para os profissionais da Certel, por conhecerem a característica da curva de demanda da empresa selecionada para este estudo. Mas para conflitar informações, também foi conversado com profissionais de outras empresas do setor elétrico que desempenham a atividade de pré- operação.

Após está pesquisa entre os profissionais do setor, ambos informaram as mesmas características, que os períodos de maior demanda se caracterizam entre o mês de novembro ao mês de fevereiro durante os dias úteis, tal informação que se confirma analisando o gráfico da Figura 17. Outra informação relevante e de mérito ao mês característico foi que o crescimento da curva de demanda ocorre conforme a variação de temperatura que é uma variável indispensável para este estudo, e demais informações importantes como o acompanhamento do crescimento da curva horária e índices pluviométricos relacionados com a umidade relativa do ar.

Já tendo em vista que o maior pico de demanda ocorre nos meses de novembro a fevereiro, os demais meses já foram retirados deste estudo e dando ênfase para a demanda máxima que ocorrerá durante os dias úteis próximo às 14 horas.

Com isto, os principais atributos utilizados para compor o conjunto de dados de entrada são:

- Histórico de demanda: conjunto das demandas diárias das 8 às 11 horas dos dias úteis;

- Demanda Máxima dia anterior: para todo conjunto de dado foi selecionada a demanda máxima do dia anterior;
- Temperatura: conjunto de dado foi composto pela temperatura das 8 horas e das 11 horas;
- Temperatura Máxima: o conjunto de dados utilizou a temperatura máxima de cada dia;
- Umidade relativa do ar: conjunto de dado foi composto pela umidade relativa do ar das 8 horas e das 11 horas;
- Pluviometria: conjunto de dados composto pelos índices pluviométricos diários;
- Mês de referência: sendo 4 meses diferentes para este estudo, cada conjunto de dados representava o mês de referência.
- Demanda máxima: por final cada conjunto de dados utilizou a demanda máxima do dia, variável qual será a resposta ao produto deste trabalho.

Os dados de demanda utilizados foram extraídos da base de dados da Certel, já os dados relacionados a informações climáticas foram solicitados ao Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Ambos os dados foram organizados em uma tabela @Excel passando pela tarefa de pré-processamento.

A Tabela 8, apresenta os conjuntos de atributos selecionados para o conjunto de dados de entrada.

Tabela 8 – Representação dos atributos

Nome do Atributo	Descrição	Tipo de dado
Mês	Representa o mês que está em análise	Qualitativo -
HistDemanda8 HistDemanda11	- Coluna contendo as leituras de demanda em MW, das 8 h às 11 h.	Numérico -
DemMaxAnt	Representação da demanda máxima do dia anterior, em MW	Quantitativo - Numérico
Temp8 - Temp11	Coluna contendo as temperaturas em °C, das 8 h às 11 h	Quantitativo - Numérico
TempMax	Temperatura máxima do dia em análise, em °C	Quantitativo - Numérico

Continua...

(Continuação)

Nome do Atributo	Descrição	Tipo de dado
Umid8 - Umid11	Coluna contendo as umidades relativas do ar em %, das 8 h às 11 h	Quantitativo Numérico -
Pluvi	Índices pluviométricos do dia em análise, em mm	Quantitativo Numérico -
DemMax	Representação da demanda máxima do dia em análise, em MW	Quantitativo Numérico -

Fonte: Do autor, base de dados Certel (2020).

O conjunto de atributos selecionadas originalmente foi dividido em mais outros três conjuntos, com o objetivo de verificar a possibilidade de encontrar melhores resultados combinando atributos diferentes, além de reduzir a dimensionalidade dos dados. Para cada novo subconjunto de atributos, foi gerado um novo arquivo com o mesmo número de registros do conjunto original.

Segue a descrição dos subconjuntos utilizados:

- Primeiro Subconjunto: Arquivo contendo os dados dos atributos apresentados na Tabela 8;
- Segundo Subconjunto: Arquivo contendo os dados dos seguintes atributos: Mês, HistDemanda8 - HistDemanda11, DemMaxAnt, Temp8 - Temp11, DemMax;
- Terceiro subconjunto: Arquivo contendo os dados dos seguintes atributos: HistDemanda8 - HistDemanda11, Temp8 - Temp11, Umid8 - Umid11, DemMax.
- Quarto subconjunto: Arquivo contendo os dados dos atributos apresentados na tabela 8 e relacionando os 12 meses do ano, com dias não úteis.

Na etapa de mineração de dados são apresentados os atributos com maiores pesos e como os mesmos foram caracterizados, visto que nesta seção já se descreve de maneira geral os atributos que interferem a curva de demanda, através do conhecimento de profissionais da área de pré-operação.

3.2.2 Pré-processamento dos dados de entrada

Os dados extraídos da base de dados da Certel e do INMET ao serem organizados e ajustados em um único arquivo, apresentavam alguns problemas em sua qualidade, como valores ausente ou inconsistentes. Diante disso, nesta etapa foi necessário realizar o pré-processamento dos dados, processo que visa aumentar a confiabilidade da resposta final do algoritmo, visto que problemas nos dados de entrada interferem no processo de mineração de dados.

Alguns atributos do banco de dados do INMET apresentaram em alguns períodos falta de dados das estação de monitoramento, e para resolver esta inconsistência foi pesquisada outra estação de monitoramento de dados climáticos na cidade de Teutônia, da qual foi realizado o processo de qualificação dos dados, etapa qual visou avaliar os dados de períodos anteriores e verificar se as informações seguiam os mesmos valores de medidas. Após os dados qualificados os períodos vazios também foram completados.

O atributo Mês, em estava apresentado em formato de data e foi convertido para número inteiro ordinal, levando-se em consideração apenas o mês de referência, para ser compatível com o *WEKA*, devido a alguns algoritmos não suportarem o atributo tipo data como dado de entrada. Assim cada mês recebeu um número discreto, como Janeiro (1), Fevereiro (2), Março (3) e assim sequencialmente até Dezembro (12).

Para o subconjunto 4, apresentado na seção 3.2.1, foi necessário converter o atributo referencia dia, para número inteiro ordinal, assim os dias úteis foram referenciados pelo número 1 e os dias não úteis pelo número 2.

Após os ajustes necessários dos dados, os dados de entrada foram convertidos para o formato ARFF, para que fosse utilizado pelo *WEKA*, mesmo assim mantendo eles no formato CSV que é um formado de entrada que também pode ser utilizado pelo *WEKA*. A Figura 18 apresenta um dos arquivos utilizados para treinamento dos algoritmos no formato ARFF.

Figura 18 – Exemplo de Arquivo ARFF de treinamento do *WEKA*

```

@relation previsao

@attribute mes numeric
@attribute RefDia numeric
@attribute VarUmi numeric
@attribute VarTemp numeric
@attribute TempMaxDia numeric
@attribute Pluviometria numeric
@attribute DemandaMaxDiaAnterior numeric
@attribute Demanda8 numeric
@attribute Demanda9 numeric
@attribute Demanda10 numeric
@attribute Demanda11 numeric
@attribute DemandaMaxdia numeric

@data
1,2,4,1,37,0,54,43,44,45,47,71
1,1,-22,3,38,0,71,58,60,61,66,89
1,1,-18,1,32,0,89,70,71,71,69,81|
1,1,3,1,24,16,81,54,55,53,55,58
1,2,0,0,28,0,58,43,42,42,43,53
1,2,1,2,34,0,53,36,38,41,44,69
1,1,-28,2,34,4,69,66,68,68,71,77
1,1,10,0,33,6,77,63,64,65,68,73
1,1,-25,5,28,8,73,67,68,68,69,69
1,1,0,2,29,5,69,66,67,68,71,72
1,1,3,0,27,2,72,66,66,67,67,69
1,2,6,-1,27,0,69,48,47,46,49,53
1,2,0,1,34,0,53,39,41,43,47,55
1,1,0,1,33,6,55,67,68,70,74,81

```

Fonte: Do autor (2020).

Após o pré-processamento dos dados e o ajuste do mesmo no formato ARFF, foi realizada a etapa de mineração de dados utilizando o *WEKA*, cuja etapa é apresentada na seção 3.2.3.

4 RESULTADOS OBTIDOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos e a mineração de dados realizada com os quatro conjuntos de dados de entrada apresentados na Seção 3.2.1 de forma exploratória.

4.1 Aplicação da mineração de dados com o *WEKA*

Esta etapa irá apresentar como foram realizadas as etapas da mineração de dados utilizando o *WEKA* que permite a execução de diversos algoritmos de mineração de dados e a realização de diversos testes para validar o projeto aqui proposto.

Os dados de entrada foram separados em dois conjuntos, o primeiro conjunto é o arquivo de treinamento que foi utilizado para treinar os algoritmos, e o segundo conjunto é o arquivo de testes, ou seja, foi criado um arquivo com os dados que os algoritmos ainda não conheciam, afim de ter a avaliação final do resultado, se o mesmo estava dentro dos padrões ou existia alguma divergência.

Para a mineração de dados foram utilizados três algoritmos sendo dois pertencentes a Técnica de estimação: Regressão Linear e Rede Neural *Perceptron* Multicamadas e o outro algoritmo é da técnica de classificação: *Random Forests*.

Com isto, após realizar a mineração dos dados no *WEKA*, e os conjuntos de dados foram organizados com os algoritmos utilizados, as métricas de desempenho, utilizando o arquivo de testes. Informações que são apresentadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Avaliação dos resultados sobre cada conjunto de dados no *WEKA*.

Algoritmo	Conjunto de dados	Erro Médio Absoluto - Treinamento <i>WEKA</i>	Erro Médio Absoluto - Testes	Diferença
Regressão Linear	Conjunto 1	2554.9748 kW	1845.3421 kW	709.6327 kW
	Conjunto 2	2451.3669 kW	2345.3254 kW	106.0415 kW
	Conjunto 3	3184.3263 kW	2918.3241 kW	266.0022 kW
	Conjunto 4	3685.0129 kW	3498.1982 kW	186.8147 kW
Rede Neural <i>Perceptron</i> Multicamadas	Conjunto 1	2730.5248 kW	2371.7821 kW	358.7427 kW
	Conjunto 2	2449.5887 kW	2309.8913 kW	139.6974 kW
	Conjunto 3	3700.9617 kW	3231.1234 kW	469.8383 kW
	Conjunto 4	5408.6241 kW	5450.9021 kW	-42.278 kW
<i>Random Forests</i>	Conjunto 1	2730.935 kW	2613.0134 kW	117.9216 kW
	Conjunto 2	2661.0413 kW	2245.0134 kW	416.0279 kW
	Conjunto 3	3301.3556 kW	2981.0134 kW	320.3422 kW
	Conjunto 4	3135.7509 kW	2875.0913 kW	260.6596 kW

Fonte: Do autor (2020).

Após verificar os resultados da Tabela 8, nota-se que os dados do conjunto 1 foi o que melhor se demonstrou na avaliação feita com o algoritmo de Regressão Linear com a base de testes e com a base de treinamento o conjunto de dados 2 foi o que melhores resultados apresentou.

A partir disso, as Equação características do conjunto 1 e do conjunto 2 foram inseridas em uma tabela @Excel a qual também passou a ser utilizada para prever a demanda diária em ambiente profissional.

Equação 6 – Equação característica do conjunto 1.

Demanda Máxima

$$= (-642.8148 * TempMax4) + (817.1477 * TempMax8) + (-543.7592 * TempMax10) + (927.5379 * TempMaxDia) + (0.3588 * Demanda10) + (0.4526 * Demanda11) + 253.4673 \quad (6)$$

Equação 7 – Equação característica do conjunto 2.

Demanda Máxima

$$= (-642.8148 * TempMax4) + (817.1477 * TempMax8) + (-543.7592 * TempMax10) + (927.5379 * TempMaxDia) + (0.3588 * Demanda10) + (0.4526 * Demanda11) + 253.4673 \quad (7)$$

A Tabela 10 apresenta os valores obtidos para o mês de novembro em ambiente profissional, chegando a um erro médio de 2%, o que se demonstrou interessante para a previsão de demanda.

Tabela 10 – Avaliação do conjunto com o mês de outubro.

DATA	TEMPERATURA 4H	TEMPERATURA 8H	TEMPERATURA 10H	TEMPERATURA MÁXIMA DO DIA	DEMANDA 10H	DEMANDA 11H	DEMANDA MÁXIMA DIA	CALCULADA	DIFERENÇA
02/11/2020	14,8 °C	11,3 °C	13,9 °C	26,3 °C	47969 kW	48675 kW	57220 kW	56051 kW	1169 kW
03/11/2020	15,1 °C	10,7 °C	14,4 °C	25,4 °C	59961 kW	61484 kW	66108 kW	64361 kW	1746 kW
04/11/2020	15,2 °C	12,3 °C	14,1 °C	23,2 °C	61167 kW	63559 kW	66415 kW	65099 kW	1316 kW
05/11/2020	11,2 °C	8,5 °C	11,0 °C	23,2 °C	60179 kW	62573 kW	65696 kW	65450 kW	246 kW
06/11/2020	12,5 °C	10,3 °C	12,0 °C	28,3 °C	58529 kW	60203 kW	70503 kW	68607 kW	1896 kW

Fonte: Do autor (2020).

Com isto já conseguimos verificar os principais atributos utilizados pelo algoritmo:

- Temperatura máxima as 4 horas;
- Temperatura máxima as 8 horas;
- Temperatura máxima as 10 horas;
- Temperatura máxima do dia;

- Demanda as 10 horas;
- Demanda as 11 horas.

Visto que esta equação característica vem do treinamento realizado com a utilização do banco de dados entre os meses de novembro a fevereiro, para realizar os testes em ambiente profissional fez se necessário o treinamento da rede para o mês de outubro também, afim de verificar as características e como o sistema irá se comportar no ambiente profissional.

Como o conjunto 1 foi o que melhor se comportou nos testes anteriores, este foi utilizado para compor o novo treinamento adicionando assim ainda o mês de outubro, com isto fui utilizado um novo conjunto de testes também afim de verificar o comportamento do algoritmo com dados que ainda não conhecia. Assim chegando nas métricas apresentadas na Tabela 11.

Tabela 11 – Avaliação do conjunto com o mês de outubro.

Algoritmo	Conjunto de dados	Erro Médio Absoluto - Treinamento WEKA	Erro Médio Absoluto - Testes	Diferença
Regressão Linear	Conjunto 1 com Outubro	2927.7966 kW	2543.1345 kW	384.6621 kW

Fonte: Do autor (2020).

Com isto uma nova Equação característica foi conhecida para este período.

Equação 8 – Equação característica do conjunto 1 com Outubro.

Demanda Máxima

$$\begin{aligned}
 &= (59.7095 * UmiAr4) + (-262.7688 * TempMax10) + (738.712 \\
 &* TempMaxDia) + (-0.3063 * Demanda8) + (0.1635 * Demanda9) \\
 &+ (0.8763 * Demanda10) + 4228.5549
 \end{aligned} \tag{8}$$

Após conhecer a Função característica com o mês de Outubro, foi realizado teste no ambiente profissional entre o dia 12 a 16 de outubro, com a utilização da equação característica em tabela @Excel, chegando nos resultados apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 – Testes em ambiente profissional

DATA	UMIDADE RELATIVA DO AR (%) 4H	TEMPERATURA A 10H	TEMPERATURA MÁXIMA DIA	Demanda 8H	Demanda 9H	Demanda 10H	DEMANDA MÁXIMA DIA	CALCULADA	DIFERENÇA
12/10/2020	92 %	15.7 °C	28.3 °C	39812 kW	39913 kW	41891 kW	61234 kW	57542.352 kW	3691.648 kW
13/10/2020	87 %	13.4 °C	25.9 °C	59231 kW	59301 kW	59913 kW	71341 kW	69089.840 kW	2251.160 kW
14/10/2020	92 %	13.3 °C	25.0 °C	59234 kW	60123 kW	61231 kW	72314 kW	70038.265 kW	2275.735 kW
15/10/2020	87 %	13.2 °C	25.1 °C	62123 kW	60123 kW	59901 kW	68134 kW	67789.486 kW	344.514 kW
16/10/2020	88 %	13.4 °C	28.4 °C	61232 kW	59341 kW	61131 kW	73451 kW	71457.297 kW	1993.703 kW

Fonte: Do autor (2020).

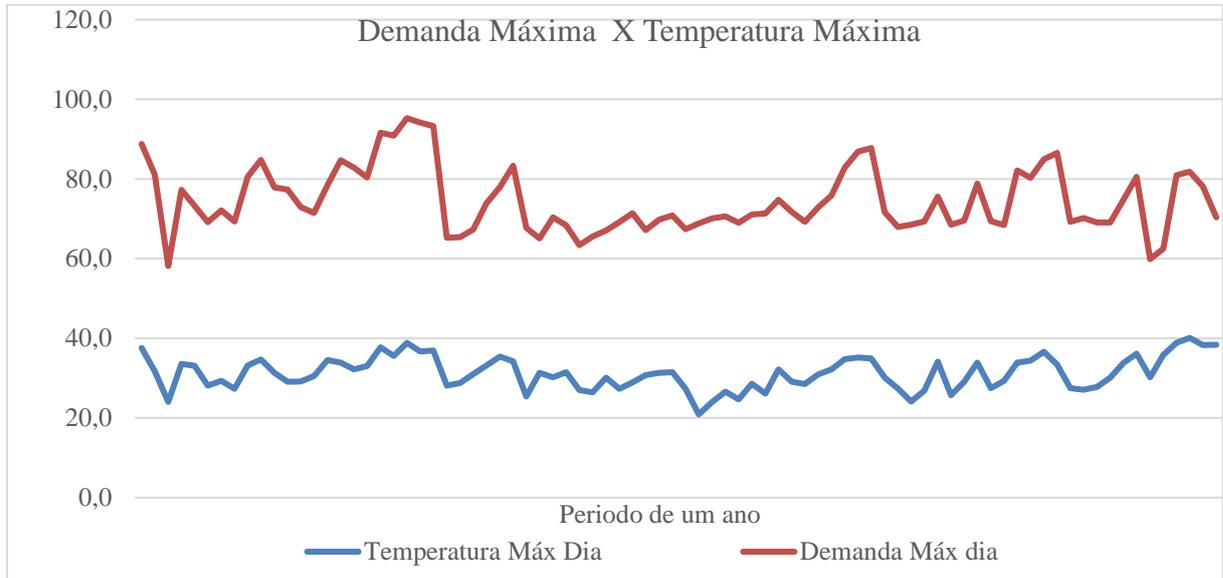
A metodologia de experimentos via análise exploratória utilizando o *WEKA* demonstrou-se satisfatório para este trabalho, visto que a diferença apresentada entre as análises realizadas via ambiente de teste e ambiente profissional não apresentaram uma diferença entre o real e o calculado maior que 10%, que é a tolerância de ultrapassagem de demanda aceitável para o não pagamento de multa conforme Resolução Aneel nº666.

4.2 Considerações da mineração de dados

Como objetivo deste trabalho é estimar a demanda máxima diária do sistema elétrico de potência da Certel, foram analisados utilizados três algoritmos para a mineração de dados, sendo um algoritmo da técnica dos classificadores e dois algoritmos da técnica de estimação. Assim nos primeiros resultados já ficou notável que o algoritmo de classificação seria utilizado se a resposta final fosse “SIM” ou “NÃO” com relação a ultrapassagem de demanda, diferente dos algoritmos de estimação que dão valores mais próximos a demanda de energia elétrica.

Por final foi possível afirmar que o algoritmo de Regressão Linear apresentou os melhores resultados, ficando com um erro abaixo dos demais algoritmos também relacionando de forma coerente a elevação da temperatura com o crescimento da curva de demanda, conforme pode ser visto no gráfico da Figura 19.

Figura 19 – Temperatura máxima dia X demanda máxima



Fonte: Do autor (2020).

Conforme o algoritmo evidenciou que os atributos de temperatura e crescimento de demanda interferem diretamente na demanda máxima diária, e está uma das informações também foram repassada pelos profissionais do setor elétrico ao serem consultados no decorrer deste trabalho, podemos considerar que o algoritmo de Regressão Linear utilizando o conjunto de dados 1 referente aos meses de novembro a fevereiro será um bom indicador para tomada de decisões para corte da curva de demanda com a entrada em operação das hidrelétricas.

5 COMENTÁRIOS FINAIS

Através dos resultados obtidos neste estudo realizado, podemos considerar que a mineração de dados pode ser utilizada em aplicação para a previsão de demanda de energia elétrica no sistema elétrico de potência, com a utilização do banco de dados da empresa, o estudo servira como apoio para tomada de decisões, no qual o responsável pela pré-operação poderá utilizar o conhecimento adquirido para programar o despacho de potência ativa das hidrelétricas antes que o sistema elétrico chegará a demanda máxima contratada.

Diferentes técnicas de mineração de dados foram estudadas no decorrer deste trabalho, das quais as técnicas utilizando os algoritmos de regressão linear, rede neural *perceptron* multicamadas e *random forests* foram testadas, variando o conjunto de dados de entrada. Sendo que o algoritmo de regressão linear apresentou os melhores resultados na previsão de demanda, e ficando este de forma simples para manipulação via ferramenta @Excel ou ferramenta similar através das equações características encontradas, não sendo necessário sempre abrir o sistema *WEKA* e utilizar o arquivo *ARFF*.

Em ambiente profissional foram realizados alguns testes no mês de Outubro, mês que não se caracteriza pelos maiores picos de demanda no sistema, mas afim de acompanhar e apresentar a ferramenta em tempo real, a solução se demonstrou confiável e de fácil acesso, assim ficando está já para análises para os meses de novembro a fevereiro.

Para cada ano o conjunto de dados de entrada será atualizado, e a mineração de dados novamente feita, utilizando o conjunto de atributos 1, e a nova equação característica plotada

na ferramenta @Excel, e assim no decorrer da utilização da ferramenta e dos dados registrados uma nova avaliação será feita, buscando a melhora contínua neste processo.

5.1 Trabalhos futuros

Em busca da melhoria contínua com base neste trabalho, aqui ficam registrados algumas sugestões para trabalhos futuros que possam vir a melhorar a utilização desta ferramenta e até mesmo a pré-operação.

- Realizar a mineração de dados por subestações separadas;
- Inserir a equação característica no *software* de operação afim de retornar a previsão da demanda máxima de forma automática;
- Realizar um estudo específico para os demais meses do ano;
- Fazer um estudo com relação a operação das hidrelétricas, visando o melhor aproveitamento do reservatório e por final as informações de demanda máxima e condições operacionais das hidrelétricas se interligando.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Resolução Normativa ANEEL nº 666**, de 23 de junho de 2015. Regulamenta a contratação do uso do sistema de transmissão em caráter permanente, flexível, temporário e de reserva de capacidade, as formas de estabelecimento dos encargos correspondentes e dá outras providências. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2014/039/resultado/ren2015666.pdf>>. Acesso em: 20 set. 2020.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Resolução Normativa ANEEL nº 414**, de 09 de setembro de 2010. Estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>. Acesso em: 20 set. 2020.

CASTRO, Leandro Nunes de; FERRARI, Daniel Gomes. **Introdução à mineração de dados**: conceitos básicos, algoritmos e aplicações. 1. ed. São Paulo: Saraiva, 2016.

CERTEL. **Boletim Mensal de Geração**. 2020. [Arquivo particular].

DAMACENO, Lucas Konrath. **Introdução a machine learning utilizando o Weka**. Medium, 2017. Disponível em: <<https://medium.com/cwi-software/introdu%C3%A7%C3%A3o-a-machine-learning-utilizando-o-Weka-c38388514c40>>. Acesso em: 14 mai. 2020.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian. **Data mining**: concepts and techniques. 3. ed. Whaltman: Morgan Kaufmann, 2011.

MALL, Rishabh. **Random Forest**. Medium, 2019. Disponível em: <<https://medium.com/@mallrishabh52/random-forest-67afc2ff884f>>. Acesso em: 30 mar. 2020.

NIKOLOPOULOS, Chris. **Expert Systems**: introduction to first and second generation and hybrid knowledge based systems. New York: Marcel Dekker Inc. Press, 1997.

OLIVEIRA, Carlos Cesar Barioni de; SCHMIDT, Hernán Prieto; KAGAN, Nelson; ROBBA, Ernesto João. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2017.

OSÓRIO, Fernando Santos; VIEIRA, Renata. Sistemas híbridos inteligentes. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, 1999. **Anais...** Rio de Janeiro: Unisinos, 1999. Disponível em: <<http://osorio.wait4.org/oldsite/enia99/enia99.pdf>>. Acesso em: 11 jun. 2020. p. 1-60.

PINTO, Milton de Oliveira. **Energia elétrica**: geração, transmissão e sistemas interligados. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2018.

REZENDE, Solange Oliveira. **Sistemas inteligentes**: fundamentos e aplicações. 1. ed. Barueri: Manole, 2013.

ROSA, João Luís Garcia. **Fundamentos da inteligência artificial**. 1. ed. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2011.

SOUZA, Zulcy; SANTOS, Afonso Henriques Moreira; BORTONI, Edson da Costa. **Centrais hidrelétricas**: implantação e comissionamento. 2. ed. Rio de Janeiro: Interciência, 2009.

TAN, Pang-Ning; STEINBACH, Michael; KUMAR, Vipin. **Introdução ao datamining**: mineração de dados. 1. ed. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2009.

WITTEN, Ian H.; FRANK, Eibe; HALL, Mark A.; PAL, Christopher J., 2016. **The Weka Workbench**. 4. ed. Massachusetts: Morgan Kaufmann, 2016. Disponível em: <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/Weka/Witten_et_al_2016_appendix.pdf>. Acesso em: 30 mar. 2020.

APÊNDICE A – Máximos e mínimos da curva de demanda

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/13	Dia de Semana	62.284,80 kW	24/01/2013	15:15	25.906,44 kW	02/01/2013	03:00
	Sábado/Domingos Feriados e	45.133,14 kW	06/01/2013	21:15	22.780,80 kW	27/01/2013	03:30
fev/13	Dia de Semana	67.840,27 kW	01/02/2013	14:30	27.242,35 kW	28/02/2013	04:00
	Sábado/Domingos Feriados e	55.171,20 kW	02/02/2013	00:15	23.541,23 kW	03/02/2013	14:15
mar/13	Dia de Semana	56.405,11 kW	01/03/2013	15:45	23.943,72 kW	25/03/2013	01:45
	Sábado/Domingos Feriados e	49.929,60 kW	02/03/2013	19:30	20.054,83 kW	17/03/2013	04:15
abr/13	Dia de Semana	58.435,20 kW	11/04/2013	18:45	22.756,92 kW	15/04/2013	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	51.600,00 kW	27/04/2013	18:30	20.000,04 kW	14/04/2013	04:45
mai/13	Dia de Semana	59.769,60 kW	27/05/2013	18:30	23.366,40 kW	13/05/2013	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	55.878,59 kW	30/05/2013	18:30	19.785,60 kW	26/05/2013	04:00
jun/13	Dia de Semana	62.029,11 kW	26/06/2013	18:15	22.056,57 kW	10/06/2013	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	53.147,15 kW	22/06/2013	18:15	19.327,56 kW	00/01/1900	04:00
jul/13	Dia de Semana	63.259,60 kW	24/07/2013	18:30	20.140,80 kW	30/07/2013	04:15
	Sábado/Domingos Feriados e	53.216,83 kW	06/07/2013	18:30	19.296,00 kW	07/07/2013	04:00
ago/13	Dia de Semana	63.911,77 kW	26/08/2013	18:30	22.828,95 kW	19/08/2013	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	54.087,15 kW	17/08/2013	18:45	19.567,83 kW	04/08/2013	04:30
set/13	Dia de Semana	63.411,77 kW	09/09/2013	19:00	23.514,00 kW	04/09/2013	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	51.722,99 kW	07/09/2013	19:00	19.716,92 kW	29/09/2013	04:00
out/13	Dia de Semana	61.720,00 kW	14/10/2013	19:15	24.010,00 kW	07/10/2013	02:30
	Sábado/Domingos Feriados e	50.600,00 kW	30/10/2013	19:00	20.157,28 kW	06/10/2013	03:15
nov/13	Dia de Semana	65.045,40 kW	27/11/2013	15:30	24.300,09 kW	11/11/2013	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	48.237,28 kW	09/11/2013	20:00	21.528,42 kW	17/11/2013	04:15
dez/13	Dia de Semana	64.170,00 kW	26/12/2013	22:15	30.386,32 kW	02/12/2013	02:45
	Sábado/Domingos Feriados e	53.493,52 kW	28/12/2013	21:15	24.650,00 kW	08/12/2013	06:30

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/14	Dia de Semana	78.329,13 kW	23/01/2014	15:00	30.122,24 kW	13/01/2014	01:30
	Sábado/Domingos Feriados e	56.061,59 kW	19/01/2014	22:30	22.680,00 kW	19/01/2014	16:45
fev/14	Dia de Semana	79.590,00 kW	06/02/2014	13:30	28.110,00 kW	17/02/2014	01:45
	Sábado/Domingos Feriados e	60.860,00 kW	08/02/2014	14:00	23.570,00 kW	16/02/2014	03:15
mar/14	Dia de Semana	64.312,24 kW	13/03/2014	19:30	24.784,31 kW	24/03/2014	02:45
	Sábado/Domingos Feriados e	55.691,47 kW	29/03/2014	19:00	15.100,00 kW	09/03/2014	14:00
abr/14	Dia de Semana	64.710,00 kW	08/04/2014	13:45	24.140,35 kW	14/04/2014	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	55.023,59 kW	05/04/2014	19:00	20.968,15 kW	27/04/2014	04:15
mai/14	Dia de Semana	65.961,96 kW	27/05/2014	18:30	22.330,00 kW	02/05/2014	02:30
	Sábado/Domingos Feriados e	55.900,68 kW	24/05/2014	18:30	21.140,00 kW	11/05/2014	04:15
jun/14	Dia de Semana	65.041,92 kW	25/06/2014	18:00	21.831,43 kW	13/06/2014	02:45
	Sábado/Domingos Feriados e	64.223,94 kW	19/06/2014	18:15	21.045,70 kW	08/06/2014	03:45
jul/14	Dia de Semana	67.441,06 kW	15/07/2014	18:30	24.765,75 kW	21/07/2014	03:00
	Sábado/Domingos Feriados e	57.829,36 kW	26/07/2014	18:30	21.293,76 kW	13/07/2014	03:15
ago/14	Dia de Semana	67.717,24 kW	13/08/2014	18:45	24.730,00 kW	11/08/2014	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	57.430,91 kW	16/08/2014	18:45	19.250,00 kW	31/08/2014	03:15
set/14	Dia de Semana	67.100,01 kW	08/09/2014	19:00	25.740,00 kW	08/09/2014	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	55.232,85 kW	13/09/2014	19:00	21.776,34 kW	28/09/2014	03:45
out/14	Dia de Semana	74.567,04 kW	29/10/2014	14:45	27.041,04 kW	06/10/2014	02:15
	Sábado/Domingos Feriados e	53.243,38 kW	04/10/2014	19:00	21.869,67 kW	12/10/2014	03:45
nov/14	Dia de Semana	74.483,32 kW	24/11/2014	20:45	25.570,00 kW	03/11/2014	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	61.158,20 kW	30/11/2014	21:45	22.283,85 kW	16/11/2014	06:30
dez/14	Dia de Semana	79.840,73 kW	08/12/2014	14:15	26.926,89 kW	25/12/2014	06:45
	Sábado/Domingos Feriados e	62.635,63 kW	07/12/2014	22:15	25.923,33 kW	14/12/2014	06:30

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/15	Dia de Semana	83.459,48 kW	13/01/2015	14:15	34.553,20 kW	02/01/2015	19:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 55.584,44 kW	10/01/2015	14:15	26.811,00 kW	01/01/2015	15:15
fev/15	Dia de Semana	74.500,00 kW	10/02/2015	14:00	28.681,00 kW	23/02/2015	01:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 51.370,48 kW	08/02/2015	21:15	26.210,00 kW	22/02/2015	02:15
mar/15	Dia de Semana	73.720,81 kW	03/03/2015	14:45	27.230,00 kW	23/03/2015	01:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 57.028,64 kW	14/03/2015	19:15	24.130,00 kW	22/03/2015	04:00
abr/15	Dia de Semana	66.391,88 kW	14/04/2015	18:45	25.506,52 kW	27/04/2015	01:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 56.691,69 kW	11/04/2015	18:45	21.994,18 kW	26/04/2015	04:45
mai/15	Dia de Semana	69.110,31 kW	20/05/2015	18:30	25.280,05 kW	04/05/2015	01:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 60.086,91 kW	23/05/2015	18:15	21.485,22 kW	31/05/2015	03:30
jun/15	Dia de Semana	72.355,07 kW	24/06/2015	18:30	19.182,04 kW	16/06/2015	05:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 61.069,48 kW	20/06/2015	18:15	21.441,27 kW	28/06/2015	03:30
jul/15	Dia de Semana	68.308,44 kW	15/07/2015	18:45	21.691,02 kW	13/07/2015	23:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 59.230,28 kW	04/07/2015	18:15	21.785,01 kW	12/07/2015	03:45
ago/15	Dia de Semana	68.342,70 kW	10/08/2015	18:45	25.556,60 kW	24/08/2015	02:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 58.664,46 kW	08/08/2015	18:30	21.224,23 kW	30/08/2015	03:15
set/15	Dia de Semana	66.253,22 kW	15/09/2015	19:00	22.901,75 kW	07/09/2015	03:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 52.870,80 kW	19/09/2015	18:30	21.603,50 kW	06/09/2015	03:00
out/15	Dia de Semana	65.149,99 kW	14/10/2015	19:15	25.225,22 kW	13/10/2015	01:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 52.656,50 kW	03/10/2015	18:45	20.842,74 kW	18/10/2015	05:00
nov/15	Dia de Semana	64.213,24 kW	09/11/2015	20:30	25.894,91 kW	03/11/2015	02:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 48.265,96 kW	29/11/2015	20:45	22.089,59 kW	02/11/2015	04:00
dez/15	Dia de Semana	69.796,24 kW	17/12/2015	22:45	13.553,09 kW	29/12/2015	14:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 56.938,19 kW	12/12/2015	21:00	25.830,70 kW	20/12/2015	02:30

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/16	Dia de Semana	82.439,74 kW	25/01/2016	14:45	34.615,19 kW	27/01/2016	04:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 61.703,43 kW	24/01/2016	22:30	29.107,56 kW	00/01/1900	06:45
fev/16	Dia de Semana	76.771,91 kW	26/02/2016	14:15	32.478,57 kW	29/02/2016	04:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 62.345,27 kW	13/02/2016	00:00	29.232,55 kW	07/02/2016	05:00
mar/16	Dia de Semana	72.909,51 kW	18/03/2016	14:45	28.222,15 kW	14/03/2016	02:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 51.574,98 kW	19/03/2016	19:00	23.346,61 kW	13/03/2016	03:45
abr/16	Dia de Semana	74.062,22 kW	06/04/2016	14:15	28.734,56 kW	25/04/2016	02:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 60.692,24 kW	00/01/1900	18:45	25.801,66 kW	03/04/2016	04:15
mai/16	Dia de Semana	67.809,25 kW	23/05/2016	18:15	24.813,51 kW	02/05/2016	01:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 59.072,05 kW	21/05/2016	18:15	21.340,93 kW	15/05/2016	04:00
jun/16	Dia de Semana	70.973,06 kW	13/06/2016	18:30	25.383,13 kW	27/06/2016	02:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 64.018,17 kW	11/06/2016	18:15	22.653,77 kW	05/06/2016	04:45
jul/16	Dia de Semana	71.171,50 kW	21/07/2016	18:30	25.458,59 kW	25/07/2016	01:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 58.997,20 kW	30/07/2016	18:30	21.472,21 kW	03/07/2016	04:00
ago/16	Dia de Semana	68.316,69 kW	04/08/2016	18:45	25.170,35 kW	22/08/2016	02:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 58.158,72 kW	13/08/2016	18:30	22.726,70 kW	14/08/2016	04:30
set/16	Dia de Semana	67.345,15 kW	01/09/2016	19:00	25.863,08 kW	08/09/2016	02:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 56.896,94 kW	10/09/2016	19:00	22.026,52 kW	25/09/2016	03:45
out/16	Dia de Semana	66.712,22 kW	03/10/2016	19:00	24.608,44 kW	26/10/2016	12:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 54.964,20 kW	01/10/2016	19:00	21.291,69 kW	22/10/2016	00:00
nov/16	Dia de Semana	69.113,68 kW	08/11/2016	14:45	24.327,39 kW	03/11/2016	01:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 54.062,41 kW	15/11/2016	20:45	22.186,98 kW	20/11/2016	04:15
dez/16	Dia de Semana	72.789,63 kW	13/12/2016	15:00	30.431,52 kW	05/12/2016	03:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 63.497,65 kW	25/12/2016	22:15	24.932,50 kW	04/12/2016	04:30

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/17	Dia de Semana	78.037,31 kW	24/01/2017	14:15	21.007,20 kW	04/01/2017	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	64.703,53 kW	14/01/2017	00:00	29.470,77 kW	01/01/2017	06:45
fev/17	Dia de Semana	85.070,69 kW	20/02/2017	14:15	21.661,84 kW	27/02/2017	03:45
	Sábado/Domingos Feriados e	60.580,23 kW	04/02/2017	21:00	30.994,24 kW	12/02/2017	04:00
mar/17	Dia de Semana	78.119,02 kW	09/03/2017	14:15	28.711,02 kW	13/03/2017	02:45
	Sábado/Domingos Feriados e	55.037,13 kW	25/03/2017	19:00	26.472,79 kW	26/03/2017	04:45
abr/17	Dia de Semana	69.612,06 kW	10/04/2017	18:45	26.738,16 kW	17/04/2017	02:30
	Sábado/Domingos Feriados e	56.166,53 kW	08/04/2017	18:45	23.129,63 kW	23/04/2017	04:00
mai/17	Dia de Semana	72.323,52 kW	25/05/2017	18:15	23.601,93 kW	19/05/2017	04:45
	Sábado/Domingos Feriados e	56.395,60 kW	06/05/2017	18:30	23.248,17 kW	28/05/2017	03:30
jun/17	Dia de Semana	71.058,31 kW	20/06/2017	18:30	25.481,55 kW	19/06/2017	01:45
	Sábado/Domingos Feriados e	58.956,82 kW	03/06/2017	18:15	22.172,39 kW	25/06/2017	03:45
jul/17	Dia de Semana	75.272,86 kW	18/07/2017	18:30	26.862,02 kW	17/07/2017	03:00
	Sábado/Domingos Feriados e	58.640,15 kW	08/07/2017	18:30	22.747,02 kW	23/07/2017	02:30
ago/17	Dia de Semana	71.975,92 kW	29/08/2017	18:45	22.450,77 kW	21/08/2017	10:30
	Sábado/Domingos Feriados e	59.021,14 kW	26/08/2017	18:45	22.116,66 kW	20/08/2017	02:30
set/17	Dia de Semana	72.011,70 kW	26/09/2017	19:00	28.005,45 kW	25/09/2017	02:30
	Sábado/Domingos Feriados e	59.550,71 kW	02/09/2017	19:00	23.135,07 kW	24/09/2017	03:45
out/17	Dia de Semana	69.773,78 kW	05/10/2017	19:15	15.943,70 kW	02/10/2017	00:15
	Sábado/Domingos Feriados e	55.375,77 kW	14/10/2017	19:00	10.779,87 kW	01/10/2017	17:45
nov/17	Dia de Semana	69.113,68 kW	16/11/2017	14:30	27.569,62 kW	10/11/2017	04:30
	Sábado/Domingos Feriados e	51.272,56 kW	18/11/2017	20:45	22.786,69 kW	05/11/2017	03:15
dez/17	Dia de Semana	77.817,47 kW	14/12/2017	14:15	26.564,66 kW	25/12/2017	04:15
	Sábado/Domingos Feriados e	57.035,56 kW	17/12/2017	20:45	31.624,31 kW	24/12/2017	23:45

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/18	Dia de Semana	76.565,30 kW	18/01/2018	14:15	34.338,04 kW	08/01/2018	04:30
	Sábado/Domingos Feriados e	58.187,95 kW	14/01/2018	22:00	30.078,60 kW	07/01/2018	06:45
fev/18	Dia de Semana	81.441,52 kW	09/02/2018	14:00	32.699,47 kW	13/02/2018	04:30
	Sábado/Domingos Feriados e	60.770,62 kW	18/02/2018	21:15	30.793,37 kW	25/02/2018	05:00
mar/18	Dia de Semana	76.525,86 kW	05/03/2018	14:45	29.253,84 kW	26/03/2018	01:30
	Sábado/Domingos Feriados e	63.335,91 kW	17/03/2018	19:15	26.717,32 kW	25/03/2018	03:45
abr/18	Dia de Semana	76.137,72 kW	11/04/2018	19:00	30.703,56 kW	02/04/2018	02:00
	Sábado/Domingos Feriados e	61.491,67 kW	28/04/2018	18:30	25.906,69 kW	22/04/2018	03:30
mai/18	Dia de Semana	73.029,20 kW	22/05/2018	18:30	24.591,21 kW	28/05/2018	02:45
	Sábado/Domingos Feriados e	61.481,99 kW	27/05/2018	18:15	23.949,38 kW	27/05/2018	06:00
jun/18	Dia de Semana	76.913,37 kW	14/06/2018	18:30	28.299,19 kW	11/06/2018	01:15
	Sábado/Domingos Feriados e	70.421,15 kW	16/06/2018	18:15	22.566,25 kW	10/06/2018	06:00
jul/18	Dia de Semana	75.736,06 kW	09/07/2018	18:30	28.657,13 kW	23/07/2018	03:00
	Sábado/Domingos Feriados e	66.323,32 kW	07/07/2018	18:15	24.401,27 kW	22/07/2018	03:45
ago/18	Dia de Semana	63.380,95 kW	20/08/2018	10:45	24.477,16 kW	06/08/2018	00:00
	Sábado/Domingos Feriados e	56.218,69 kW	25/08/2018	18:15	20.108,32 kW	05/08/2018	04:45
set/18	Dia de Semana	73.659,92 kW	26/09/2018	19:00	27.942,47 kW	10/09/2018	00:45
	Sábado/Domingos Feriados e	67.583,34 kW	29/09/2018	19:00	25.235,61 kW	09/09/2018	03:45
out/18	Dia de Semana	75.725,76 kW	08/10/2018	19:15	13.203,02 kW	31/10/2018	01:15
	Sábado/Domingos Feriados e	57.971,40 kW	06/10/2018	19:00	25.001,06 kW	07/10/2018	03:45
nov/18	Dia de Semana	80.559,12 kW	13/11/2018	15:00	30.414,59 kW	05/11/2018	03:45
	Sábado/Domingos Feriados e	61.912,41 kW	10/11/2018	20:45	14.804,77 kW	03/11/2018	23:45
dez/18	Dia de Semana	88.677,00 kW	17/12/2018	14:00	31.456,78 kW	03/12/2018	01:15
	Sábado/Domingos Feriados e	68.428,09 kW	16/12/2018	22:00	15.460,50 kW	02/12/2018	07:15

Continua...

(Continuação)

Demandas Máximas e Mínimas							
Mês/Ano	Período	Máxima	Dia	Hora	Mínima	Dia	Hora
jan/19	Dia de Semana	95.270,49 kW	30/01/2019	14:15	38.093,31 kW	21/01/2019	03:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 74.086,02 kW	27/01/2019	22:15	31.832,51 kW	20/01/2019	05:00
fev/19	Dia de Semana	93.277,40 kW	01/02/2019	14:00	36.044,72 kW	27/02/2019	03:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 67.771,67 kW	09/02/2019	21:00	31.026,76 kW	17/02/2019	04:00
mar/19	Dia de Semana	80.862,60 kW	07/03/2019	15:30	32.047,86 kW	11/03/2019	02:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 62.146,73 kW	30/03/2019	19:00	28.297,91 kW	24/03/2019	04:00
abr/19	Dia de Semana	78.572,07 kW	03/04/2019	19:00	29.290,90 kW	22/04/2019	01:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 59.487,26 kW	20/04/2019	18:30	26.694,39 kW	05/04/2019	03:30
mai/19	Dia de Semana	72.908,13 kW	29/05/2019	18:30	29.824,74 kW	13/05/2019	00:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 63.524,24 kW	25/05/2019	18:15	25.512,65 kW	12/05/2019	03:45
jun/19	Dia de Semana	74.309,82 kW	12/06/2019	18:30	29.337,33 kW	10/06/2019	01:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 63.962,47 kW	15/06/2019	18:30	25.658,71 kW	09/06/2019	03:15
jul/19	Dia de Semana	79.952,05 kW	08/07/2019	18:30	29.001,71 kW	01/07/2019	01:15
	Sábado/Domingos Feriados	e 65.689,16 kW	06/07/2019	18:15	25.294,03 kW	30/07/2019	05:00
ago/19	Dia de Semana	77.960,79 kW	14/08/2019	18:45	28.659,23 kW	19/08/2019	00:45
	Sábado/Domingos Feriados	e 63.290,74 kW	17/08/2019	18:45	23.791,56 kW	12/08/2019	04:00
set/19	Dia de Semana	79.697,04 kW	09/09/2019	19:00	26.880,63 kW	18/09/2019	03:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 62.476,55 kW	28/09/2019	19:00	24.973,06 kW	07/09/2019	03:45
out/19	Dia de Semana	80.540,30 kW	01/10/2019	19:00	29.733,51 kW	21/10/2019	01:00
	Sábado/Domingos Feriados	e 70.352,82 kW	12/10/2019	19:15	26.072,28 kW	20/10/2019	06:00
nov/19	Dia de Semana	87.777,42 kW	22/11/2019	13:45	32.406,39 kW	25/11/2019	00:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 63.396,95 kW	30/11/2019	19:45	24.395,47 kW	17/11/2019	05:30
dez/19	Dia de Semana	86.569,76 kW	12/12/2019	11:15	34.250,51 kW	23/12/2019	05:30
	Sábado/Domingos Feriados	e 78.260,22 kW	28/12/2019	14:00	29.684,75 kW	08/12/2019	05:45

Continua...

(Continuação)

LEGENDA DE CORES	
Demanda Mínima Sábados/Domingos e Feriados	Azul
Demanda Máxima Sábados/Domingos e Feriados	Amarelo
Demanda Mínima dias úteis	Verde
Demanda Máxima dias úteis	Vermelho

Com base nos dados da Certel (2020).

APÊNDICE B – Modelo de arquivo de entrada *.arff

```

@relation conjunto1Outubro

@attribute mes numeric
@attribute UmiAr4 numeric
@attribute UmiAr6 numeric
@attribute UmiAr8 numeric
@attribute UmiAr10 numeric
@attribute TempMax4 numeric
@attribute TempMax6 numeric
@attribute TempMax8 numeric
@attribute TempMax10 numeric
@attribute TempMaxDia numeric
@attribute Pluviometria numeric
@attribute DemandaMaxDiaAnterior numeric
@attribute Demanda8 numeric
@attribute Demanda9 numeric
@attribute Demanda10 numeric
@attribute Demanda11 numeric
@attribute DemandaMaxdia numeric

@data
1,86,89,93,90,25.0,24.0,23.4,24.8,36.6,0.0,54145.3,43294.52,44184.33,44855.34,46605.79,71415.44
1,85,89,73,63,26.6,24.9,27.2,28.0,37.6,0.0,71415.4,58494.28,59923.81,61047.02,65518.56,88796.77
1,82,69,66,64,27.6,29.2,29.3,30.0,31.7,0.0,88796.8,69813.87,71243.4,70674.51,69055.34,81068.01
1,92,95,95,95,20.2,19.7,20.0,20.3,24.0,16.0,81068.0,53891.93,54698.27,53097.88,54899.37,58143.97
1,86,87,88,86,21.1,20.8,20.4,21.0,27.5,0.0,58144.0,42747.62,42238.24,42253.31,43222.78,52644.85
1,94,95,95,95,21.9,20.7,21.2,22.5,34.1,0.0,52644.9,36123.42,37722.38,40955.2,43873.42,69477.4
1,93,75,74,65,24.7,26.6,27.6,28.4,33.6,4.0,69477.4,65545.24,67751.95,67663.74,71433.33,77242.91
1,77,85,88,87,24.7,23.2,22.7,23.3,33.1,6.0,77242.9,62502.74,64180.26,64734.57,68366.76,73247.57
1,94,95,92,69,22.7,22.5,24.0,27.6,28.1,8.0,73247.6,67420.06,67583.35,68343.5,68537.82,69171
1,91,94,94,91,22.9,22.2,21.9,23.7,29.3,5.0,69171.0,65967.09,66771.99,68477.46,70940.28,72122.93
1,87,89,90,90,23.7,22.8,22.8,22.9,27.3,2.0,72122.9,65692.73,66318.09,67126.9,66816.07,69318.04
1,86,87,90,92,22.3,21.8,21.3,21.2,26.8,0.0,69318.0,47548.29,47140.52,46385.54,48554.33,52628.53
1,95,95,95,95,22.7,22.5,22.1,23.1,34.4,0.0,52628.5,39175.29,41180.98,42942.12,47037.25,54892.31
1,94,94,95,94,23.1,22.9,22.4,23.4,33.2,6.0,54892.3,66925.82,68354.59,69871.09,73886.62,80509.03
1,93,94,94,94,22.9,22.9,22.9,24.0,34.7,2.0,80509.0,70044.05,70928.67,72518.36,75090.79,84758.83
1,93,92,83,76,24.1,24.0,25.3,27.0,31.3,11.0,84758.8,71777.19,73167.76,73999.55,77463.98,77899.78
1,90,92,93,91,25.2,24.7,24.5,25.3,29.1,1.0,77899.8,72720.44,73144.45,74395.26,77319.52,77319.52
1,93,93,93,94,21.1,20.8,21.0,21.4,29.2,11.0,77319.5,66318.65,66194.43,67353.79,69609.24,72890.67
1,94,94,95,95,23.9,23.7,22.5,20.5,24.5,18.0,72890.7,47779.47,47113.94,46932.99,46970.22,57667.52
1,88,90,88,88,20.2,19.8,20.0,20.6,27.5,5.0,57667.5,36283.47,37642.57,39134.59,41939.82,51616.54
1,91,94,94,94,21.9,20.6,20.7,21.2,30.5,0.0,51616.5,62745.14,64632.45,64286.9,67529.29,71514.42
1,93,94,95,95,21.1,20.1,19.2,21.0,34.5,0.0,71514.4,64259.27,64684.1,65789.4,71466.15,78490.15
1,92,94,94,93,22.9,22.0,21.1,23.5,33.9,0.0,78490.2,68545.57,71153.86,74153.73,77677.54,84712.86
1,75,83,89,87,26.3,25.2,24.2,24.1,32.2,0.0,84712.9,71162.14,72076.14,73434.43,75532.42,82868.41
1,89,92,93,87,23.9,22.5,21.3,23.0,33.0,0.0,82868.4,69393.56,69492.84,71289.93,74310.59,80351.48
1,87,92,86,76,24.4,23.1,24.0,25.3,35.8,0.0,80351.5,52213.18,52534.95,53070.79,55484.59,70872.78
1,90,86,72,66,24.8,25.0,25.3,26.9,36.1,0.0,70872.8,46970.46,46299.46,46853.77,49742.02,74086.02
1,88,88,72,72,24.2,23.5,25.8,26.3,37.7,0.0,74086.0,73357.54,75298.82,77194.48,79882.91,91576.9
1,86,90,90,87,25.1,24.2,23.5,24.5,35.6,0.0,91576.9,78084.75,77340.8,79430.29,82046.78,90906.05
1,90,91,92,85,25.5,24.3,24.3,25.9,38.9,0.0,90906.1,75575.77,78755.76,80204.33,85192.34,95270.49
1,84,89,88,81,25.8,25.0,24.1,26.0,36.7,0.0,95270.5,76611.45,79310.06,82169.13,86816.03,94122.81
2,93,94,95,92,23.1,22.7,22.1,24.3,36.9,0.0,94122.8,72177.0,72600,76577.45,82287.07,93277.4
2,83,84,90,88,25.2,26.6,23.6,24.2,31.7,25.0,93277.4,49840.5,49414.15,50540.72,54220.26,60682.34
2,93,93,92,94,21.6,21.2,20.5,21.0,26.2,3.0,60682.3,39122.6,39676.91,39574.8,42083.79,49873.3
2,83,84,92,93,19.4,19.0,18.3,17.9,28.1,0.0,49873.3,60609.4,61528.39,61336.42,63557.89,65218.93

```

2,79,91,92,93,20.6,18.5,18.0,18.3,28.8,0.0,65218.9,60653.2,60303.07,60492.7,63687.28,65403.34
 2,83,90,94,90,18.7,16.8,15.3,17.0,31.0,0.0,65403.3,60332.3,59675.83,60335.5,63100.31,67305.04
 2,90,93,94,91,20.0,18.7,17.6,18.9,33.2,0.0,67305.0,60682.3,61732.61,62549.49,66765.16,73869.08
 2,87,92,94,95,22.6,20.5,19.4,19.6,35.4,0.0,73869.1,66056.1,65818.22,65466.9,70995.41,78008.78
 2,84,90,93,93,24.4,22.1,20.9,21.8,37.1,0.0,78008.8,49041.8,49114.77,50500.54,53607.6,67771.67
 2,87,90,87,89,25.0,24.2,23.6,24.1,29.5,0.0,67771.7,46241.1,45482.58,44653.75,45872.46,61790.96
 2,78,76,80,78,26.8,25.5,24.8,25.2,34.2,5.0,61791.0,65627.4,69405.42,71462.21,74452.56,83304.54
 2,94,95,94,91,21.6,21.0,21.5,22.4,25.4,8.0,83304.5,66094.2,66122.99,65844.47,66911.03,67747.84
 2,53,77,68,57,27.3,21.9,24.7,28.1,31.3,0.0,67747.8,59063.2,59413.27,59282.12,61636.13,65092.03
 2,82,67,61,56,23.4,26.7,29.0,30.2,30.2,0.0,65092.0,61513.8,61659.67,61367.94,63943.35,70382.76
 2,63,57,61,56,29.4,31.5,29.0,30.2,31.5,18.0,70382.8,66254.6,65366.84,64504.16,65598.2,68372.42
 2,58,49,63,57,30.1,31.9,27.0,28.0,31.9,13.0,68372.4,43796.1,44641.65,43930.25,45654.16,52755.03
 2,93,95,96,90,15.8,13.8,13.0,15.0,30.2,0.0,52755.0,35869.7,37240.87,38737.28,41124.75,54147.32
 2,83,91,92,67,22.0,20.4,19.6,23.5,34.4,0.0,54147.3,39924.9,41369.02,43717.54,47014.23,60045.55
 2,83,89,87,81,22.4,20.6,20.9,22.5,27.0,0.0,60045.6,58728.4,59034.57,5954.55,59500.79,63375.47
 2,95,95,95,95,22.2,22.0,21.7,21.7,26.4,11.0,63375.5,60558.2,59821.71,60142.62,62040.23,65547.55
 2,95,95,96,96,21.3,20.6,20.7,20.6,30.1,26.0,65547.6,59650.3,57598.68,56491.68,60720.55,67039.11
 2,93,95,96,96,19.9,18.8,17.8,17.7,27.3,18.0,67039.1,58042.7,57721.16,57808.68,60186.38,69124.52
 2,89,93,95,96,20.6,19.3,18.1,17.6,28.9,0.0,69124.5,59909.2,60448.95,60784.45,65423.14,71414.09
 2,89,93,95,95,20.4,18.6,17.8,18.3,30.3,0.0,71414.1,46182.3,44812.08,47009.48,49600.17,53422.76
 2,93,94,94,94,20.7,19.7,19.8,19.8,31.0,0.0,53422.8,33294.0,34737.06,36775.71,41188.66,51493.43
 2,91,93,94,94,21.2,20.2,19.9,20.2,30.8,0.0,51493.4,59638.3,58814.92,59655.1,61673.21,67164.38
 2,92,94,95,94,21.6,20.6,20.2,20.3,31.3,0.0,67164.4,60271.9,59732.72,59973.69,62370.46,69776.73
 2,89,92,94,94,19.8,19.1,18.7,19.0,31.5,0.0,69776.7,61601.2,61680.91,61652.31,64474.1,70858.26
 10,48,54,55,57,27.6,26.7,25.8,24.4,36.6,0.0,75993.0,60726.1,62345.27,62768.3,67013.14,80540.3
 10,42,45,41,34,30.0,30.0,29.9,31.8,31.8,0.0,80540.3,68501.0,69215.79,69988.91,70382.76,71856.05
 10,95,93,92,92,20.2,18.2,17.9,17.6,20.4,0.0,71856.1,62613.4,63102.89,62756.34,63421.81,67779.14
 10,94,95,96,96,17.8,17.8,17.8,17.7,23.8,28.0,67779.1,62393.2,63484.68,63705.27,66580.96,69946.62
 10,90,95,96,95,21.4,21.2,20.0,19.8,23.3,59.0,69946.6,48795.4,49460.63,50181.87,51207.9,58348.67
 10,95,94,95,96,15.4,15.1,15.0,14.9,18.5,75.0,58348.7,34060.6,36593.91,38565.07,40687.03,53833.07
 10,93,95,96,97,16.4,15.8,14.8,14.5,26.6,22.0,53833.1,58321.6,59393.74,58674.86,62762.03,72887.08
 10,95,96,97,97,17.3,16.4,16.4,16.4,27.8,3.0,72887.1,60633.1,59665.22,60526.56,63381.01,71001.11
 10,94,95,95,96,14.9,14.2,13.1,14.1,29.4,0.0,71001.1,59689.1,59140.44,59102.8,63492.64,73100.67
 10,93,95,96,96,17.6,16.2,15.6,16.3,33.4,0.0,73100.7,59821.6,61609.37,62077.15,65588.66,74265.07
 10,89,91,59,67,20.2,19.1,23.4,22.5,37.0,0.0,74265.1,63545.9,63746.49,65406.22,71637.12,76307.44
 10,81,91,94,89,22.9,20.6,18.7,19.9,37.8,0.0,76307.4,44489.4,45716.92,47969.58,52714.79,70352.82
 10,81,83,77,73,23.7,23.1,22.7,24.0,37.4,0.0,70352.8,44802.7,45262.74,48439.96,52333.55,575.48
 10,92,88,92,93,20.8,21.0,19.8,19.3,21.5,0.0,55575.5,63276.0,63923.49,62352.44,65142.25,66935.57
 10,88,93,94,92,14.5,13.5,13.7,14.1,19.2,9.5,66935.6,59964.9,59976.6,61313.23,62671.97,72053.16
 10,89,92,93,89,16.9,16.2,15.8,17.0,20.5,12.0,72053.2,63319.7,61514.54,63207.26,65327.26,71813.96
 10,89,94,94,95,19.6,18.1,18.0,18.1,25.9,25.0,71814.0,62605.0,59487.08,61672.83,63615.71,68474.79
 10,96,95,92,94,20.2,20.6,21.8,20.1,26.6,0.0,68474.8,64161.1,64198.16,63907.84,65495.14,69458.06
 10,86,74,78,77,20.1,19.3,18.0,16.8,24.4,35.0,69458.1,42187.8,41246.92,40780.9,41919.85,57956.51
 10,86,94,95,95,13.1,10.9,10.1,11.9,22.3,0.0,57956.5,33643.3,33919.16,36476.22,37973.89,53562.19
 10,78,88,90,92,15.9,15.5,14.6,15.1,17.9,0.0,53562.2,56824.2,57723.11,60409.24,62412.08,69605.31
 10,96,96,96,96,15.2,15.0,14.5,14.4,22.3,7.0,69605.3,59222.8,59215.05,60192.38,62824.71,71095.4
 10,96,97,97,97,13.8,12.4,11.7,12.3,27.1,9.0,71095.4,57526.8,57345.12,58623.61,62370.39,72078.07
 10,92,95,95,96,17.0,15.5,14.3,15.2,28.0,0.0,72078.1,59814.6,59366.43,58680.97,62683.19,72018.84
 10,89,94,95,89,14.5,13.4,12.8,14.8,27.4,0.0,72018.8,57402.0,58159.55,57689.84,61889.63,70573.38
 10,92,95,96,92,14.8,13.1,12.1,13.8,31.1,0.0,70573.4,40122.1,39644.22,40871.02,39415.43,60066.16
 10,89,61,84,84,20.5,26.6,23.0,21.8,27.0,0.0,60066.2,35650.9,37717.49,37666.32,41386.54,51697.05
 10,94,93,93,92,18.4,18.3,18.3,18.6,29.1,0.0,51697.1,61374.7,61251.73,62208.33,65365.08,72903.04
 10,75,71,73,71,26.5,24.8,23.2,24.3,28.5,45.0,72903.0,65493.0,65831.91,65549.04,66514.4,67807.38
 10,94,95,95,95,18.8,18.2,18.0,18.3,22.1,0.0,67807.4,63414.0,65041.88,64436.79,65170.26,67208.08
 10,87,94,94,95,21.7,20.1,20.1,19.3,23.6,22.0,67208.1,44855.3,47057.99,58457.58,61520.07,66116.4
 11,89,91,90,88,18.9,18.8,18.6,19.0,27.3,0.0,66116.4,52968.2,53766.32,53808.37,56932.44,67371.92
 11,95,81,67,63,20.3,22.5,24.3,25.0,34.0,0.0,67371.9,38028.2,37836.41,39218.74,43495.91,60036.64
 11,94,92,95,95,22.3,22.3,21.1,21.5,24.0,5.0,60036.6,36478.8,37721.64,39934.18,41608.53,50220.04
 11,94,95,95,94,19.0,18.4,18.2,18.7,20.9,4.0,50220.0,60516.2,61276.34,63429.99,65359.55,68855.14

11,94,91,93,93,21.0,21.5,21.2,20.9,24.0,51.0,68855.1,60290.3,62366.37,63247.41,65785.38,70088.72
 11,87,95,96,96,17.2,16.1,15.4,16.5,26.6,0.0,70088.7,61156.5,58940.71,59927.75,61187.31,70601.46
 11,92,94,95,95,16.8,16.5,16.3,18.2,24.7,54.0,70601.5,60070.9,62113.19,61275.86,63915.54,68983.03
 11,96,96,96,96,18.0,17.3,17.3,18.3,28.6,8.0,68983.0,62338.2,60643.21,61054.59,64624.94,71106.14
 11,91,94,95,94,20.2,19.3,18.6,19.3,28.1,0.0,71106.1,49508.6,49879.62,50584.58,52128.23,57055.86
 11,94,95,96,96,20.7,20.7,20.7,20.9,24.7,6.0,57055.9,36147.2,37071.16,39158.37,41568.22,52200.06
 11,88,88,89,85,19.6,19.4,19.4,19.8,26.1,0.0,52200.1,61202.7,60153.35,61918.97,64843.89,71359.74
 11,91,92,90,85,18.8,17.5,16.9,18.5,32.2,0.0,71359.7,62547.0,61303.53,62706.48,66877.06,74791.41
 11,60,61,61,61,25.5,24.6,24.0,24.1,29.1,0.0,74791.4,64477.9,63002.89,65437.94,68221.55,71718.25
 11,95,95,95,96,22.0,21.3,20.9,20.7,28.5,20.0,71718.3,65151.3,64751.89,65561.02,66871.69,69213.04
 11,96,96,92,94,19.4,19.5,18.6,18.5,26.7,13.0,69213.0,40567.4,40192.1,41389.21,42715.54,58342.13
 11,94,96,96,96,15.2,14.5,14.0,15.2,27.2,0.0,58342.1,40185.5,40545.09,40902.6,43227.84,55801.15
 11,93,95,96,90,15.8,13.8,13.0,15.0,30.2,0.0,55801.2,31866.0,33834.61,35275.56,38576.88,54280.76
 11,88,94,94,83,16.8,15.0,14.3,16.9,30.9,0.0,54280.8,55690.4,57150.18,59063.12,63497.08,72854.97
 11,91,94,95,85,18.9,17.6,17.1,20.3,32.2,0.0,72855.0,61047.0,62403.62,65087.64,70193.13,75888.36
 11,90,93,95,94,21.2,19.4,18.7,19.6,34.8,0.0,75888.4,63395.5,66560.95,70178.55,76436.41,82872.72
 11,88,93,93,73,21.3,19.7,19.6,24.8,35.2,0.0,82872.7,70149.4,72061.83,75329.68,81119.42,86833.12
 11,82,87,89,60,24.9,23.9,23.3,27.3,34.9,0.0,86833.1,72074.9,74394.64,77732.75,83459.69,87777.42
 11,91,92,94,89,21.4,21.2,21.2,21.1,24.2,3.0,87777.4,52469.8,52586.5,51404.95,53286.68,57104.55
 11,85,93,95,84,16.1,13.6,12.1,15.3,26.1,0.0,57104.6,32777.2,33127.3,34513.08,37532.61,52932.9
 11,87,93,94,85,15.5,13.9,13.2,16.5,30.1,0.0,52932.9,58523.5,59588.31,61659.67,63847.73,71666.99
 11,86,90,77,61,19.9,18.5,20.3,22.7,27.4,0.0,71667.0,61951.4,62622.43,65237.15,67381.45,67963.79
 11,95,95,95,94,20.9,20.7,20.4,21.1,24.1,2.0,67963.8,64766.7,65000.12,60984.64,67922.84,68537.84
 11,92,94,96,84,16.5,13.9,12.2,14.7,26.8,0.0,68537.8,60930.3,59559.13,60244.73,63731.04,69294.96
 11,80,90,90,74,15.5,13.2,13.2,19.7,34.1,0.0,69295.0,59690.4,61265.82,62826.64,66462.97,75589.72
 11,85,90,92,78,22.1,20.6,19.9,23.3,32.8,0.0,75589.7,50602.7,51944.67,54570.34,57677.39,63396.95
 12,67,76,84,68,24.5,23.0,22.0,23.4,28.0,0.0,63397.0,40595.9,40304.16,39735.27,41193.97,54239.83
 12,67,82,86,83,16.7,15.4,15.3,16.3,25.7,0.0,54239.8,59573.7,60025.92,59077.76,62301.5,68475.84
 12,62,71,85,72,17.5,16.0,15.0,16.5,29.1,0.0,68475.8,59712.3,59938.13,60813.63,64329.11,69591.14
 12,78,83,88,75,18.2,17.1,16.2,19.7,33.9,0.0,69591.1,62972.5,63716.46,68880.29,74440.96,78838.98
 12,94,94,88,86,21.3,21.2,19.6,20.1,27.5,22.0,78839.0,64650.0,64358.29,64197.83,66415.07,69422.1
 12,89,94,95,85,17.7,15.5,14.4,17.3,29.3,0.0,69422.1,61120.0,61105.37,62739.12,66531.77,68450.91
 12,77,84,91,84,17.0,15.6,14.5,17.4,30.4,0.0,68450.9,49873.3,49654.49,50500.54,53476.31,61690.18
 12,86,91,94,84,18.1,16.9,15.7,18.7,32.4,0.0,61690.2,36453.2,36686.56,38291.14,42623.51,59918.71
 12,72,77,87,74,21.7,21.3,20.4,22.9,33.9,0.0,59918.7,67363.2,70382.76,73256.42,77515.98,82136.29
 12,73,80,87,73,21.1,18.0,17.0,20.2,34.4,0.0,82136.3,64679.2,68361.73,71462.21,77539.1,80290.58
 12,72,80,83,70,19.1,16.4,15.4,19.0,36.6,0.0,80290.6,64314.5,66517.18,72191.56,77070.29,84954.82
 12,72,73,54,59,24.4,23.1,27.7,27.8,33.4,0.0,84954.8,73971.2,77655.3,81114.92,85967.35,86569.76
 12,69,65,65,65,21.5,20.6,19.8,19.8,27.5,0.0,86569.8,63891.5,63089.21,62987.11,66400.48,69230.38
 12,77,87,91,83,16.9,15.8,14.6,16.9,32.4,0.0,69230.4,49771.2,50223.39,51609.16,57196.02,59744.58
 12,83,90,62,62,23.4,22.0,26.0,26.3,35.5,0.0,59744.6,38597.5,39895.72,41894.15,45634.78,54498.47
 12,83,85,74,79,24.0,22.5,22.5,22.4,27.1,9.0,54498.5,62635.1,64301.56,65371.48,68690.66,70166.17
 12,79,87,92,91,20.8,20.0,19.0,19.5,27.8,0.0,70166.2,61355.4,61189.09,62694.26,65697.04,69053.17
 12,88,94,94,86,17.7,15.1,14.0,16.3,30.1,0.0,69053.2,56294.4,56837.84,57530.58,60320.27,69112.47
 12,66,72,82,73,22.5,21.0,19.0,21.3,33.8,0.0,69112.5,59121.2,61293.1,62655.29,67376.56,74775.6
 12,76,69,67,60,23.9,25.2,24.5,26.7,36.1,0.0,74775.6,64008.2,66496.13,69431.87,74906.24,80539.72
 12,88,66,78,85,24.7,27.7,24.4,23.5,30.4,4.0,80539.7,52586.5,51915.49,50515.13,51769.62,64670.66
 12,69,73,81,71,20.8,19.4,18.2,19.3,26.4,1.0,64670.7,36715.7,36569.86,37240.87,39589.39,50658.81
 12,87,89,92,81,15.8,14.4,13.6,16.6,30.2,0.0,50658.8,43819.7,44169.74,45978.54,48093.67,59829.74
 12,77,86,90,76,16.6,14.2,12.8,16.8,35.8,0.0,59829.7,43075.7,44670.92,47316.79,51844.36,62520.31
 12,72,85,88,77,21.9,18.7,17.7,21.2,37.7,0.0,62520.3,38830.9,40537.55,43134.05,43921.76,69979.98
 12,70,71,82,73,23.3,22.9,21.1,24.1,38.9,0.0,69980.0,56174.9,61995.18,65656.55,70413.53,80900.24
 12,82,88,87,75,25.2,23.7,22.5,25.3,40.1,0.0,80900.2,62009.8,65510.67,67713.32,72585.41,81809.84
 12,75,83,86,61,25.0,23.2,21.8,27.2,40.1,0.0,81809.8,57400.2,58115.01,60098.86,64898.01,78260.22
 12,71,76,84,71,26.4,24.9,22.5,25.4,38.8,0.0,78260.2,48837.6,49391.93,50631.83,56525.02,71447.62
 12,67,82,87,75,25.2,22.7,21.8,24.7,38.3,0.0,71447.6,56350.0,59427.85,62257.74,66663.05,78142.63
 12,84,86,91,83,25.2,23.9,22.4,24.1,38.4,0.0,78142.6,56904.3,58961.06,61378.4,65992.04,70324.41



UNIVATES

R. Avelino Tallini, 171 | Bairro Universitário | Lajeado | RS | Brasil
CEP 95900.000 | Cx. Postal 155 | Fone: (51) 3714.7000
www.univates.br | 0800 7 07 08 09