Universidade Federal do Piauí
Centro de Ciências da Natureza
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Rotulação Automática de Grupos Através de Algoritmos Supervisionados baseados em Árvores e Estatísticos

Tarcísio Franco Jaime

Número de Ordem PPGCC: M001

Teresina-PI, Junho de 2018

Tarcísio Franco Jaime

Rotulação Automática de Grupos Através de Algoritmos Supervisionados baseados em Árvores e Estatísticos

Qualificação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da UFPI (área de concentração: Sistemas de Computação), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Ciência da Computação.

Universidade Federal do Piauí – UFPI

Centro de Ciências da Natureza

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Orientador: Vinicius Ponte Machado

Teresina-PI

Junho de 2018

Tarcísio Franco Jaime
Rotulação Automática de Grupos Através de Algoritmos Supervisionados baseados em Árvores e Estatísticos/ Tarcísio Franco Jaime. – Teresina-PI, Junho de 2018-
50 p. : il.

Orientador: Vinicius Ponte Machado

Qualificação (Mestrado) – Universidade Federal do Piauí – UFPI
Centro de Ciências da Natureza
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Junho de 2018.

1. Rotulação. 2. Algoritmos Supervisionados. 3. CART. 4. Naive Bayes. I. Dr. Vinicius Ponte Machado. II. Universidade Federal do Piauí. III. Rotulação Automática de Grupos Através de Algoritmos Supervisionados baseados em Árvores e Estatísticos.

CDU 02:141:005.7

Tarcísio Franco Jaime

Rotulação Automática de Grupos Através de Algoritmos Supervisionados baseados em Árvores e Estatísticos

Qualificação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da UFPI (área de concentração: Sistemas de Computação), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de Mestre em Ciência da Computação.

Teresina-PI, 21 de junho de 2018:

Vinicius Ponte Machado
Orientador

Raimundo Santos Moura

Erico Meneses Leão

Teresina-PI
Junho de 2018

Resumo

Frente ao aumento do tráfego de dados em consequência de novas tecnologias, como também a necessidade de mais equipamentos conectados à rede passíveis de processamento de dados, cada vez mais algoritmos de aprendizado de máquina estão sendo estudados para extraírem dados relevantes de grandes volumes de dados. A partir desse problema de interpretação, em grandes volumes de dados, tem-se um grau de dificuldade diretamente proporcional ao crescimeto desse volume. É nesse tema onde este trabalho atua, no entendimento dos grupos que são formados e não na criação dos mesmos. Diante o entendimento desses grupos esta pesquisa realiza de forma empírica, ou seja, através de experimentos e testes, a identificação de atributos mais significativos no grupo, junto com faixa de valores que mais se repetem a ponto de representá-lo (rotulação). Dessa forma para a realização da rotulação de grupos de dados a proposta desta pesquisa é utilizar dois algoritmos supervisionados, cada um, com paradigmas diferentes: Naive Bayes (estatístico) e CART (simbólico). E a partir dos testes demonstrar que a rotulação é capaz de representar o grupo. Nos resultados obtemos uma acurácia acima de 70% de acerto dos valores representados pelo rótulo escolhido.

Palavras-chaves: cluster. rotulação. aprendizado supervisionado.

Abstract

In the face of increasing data traffic as a result of new technologies, as well as the need for more data-connected equipment, more and more machine learning algorithms are being studied to extract relevant data from large volumes of data. From this problem of interpretation, in large volumes of data, there is a degree of difficulty directly proportional to the growth of this volume. It is in this theme where this work acts, in the understanding of the groups that are formed and not in the creation of the same ones. In the understanding of these groups, this research performs empirically, that is, through experiments and tests, the identification of more significant attributes in the group, along with a range of values that are repeated the most to represent it (labeling). In this way, the proposal of this research is to use two supervised algorithms, each with different paradigms: Naive Bayes (statistical) and CART (symbolic). And from the tests demonstrate that the labeling is able to represent the group. In the results we obtain an accuracy of more than 70 % of correctness of the values represented by the chosen label.

Keywords: cluster. rotulação.

Lista de ilustrações

Lista de tabelas

Lista de abreviaturas e siglas

EWD	Discretização por Larguras Iguais
EFD	Discretização por Frequências Iguais
CART	Classification and Regression Trees
RNA	Redes Neurais Artificiais
GP	Grau de Pertinência
GS	Grau de Seleção
IGS	Incremento do Grau de Seleção

Sumário

1 Introdução

Agrupamento de dados, ou clustering, é o termo que se usa para identificar dois ou mais objetos pertencentes ao mesmo grupo que compartilham um conceito em comum (KUMAR; ANDU; THANAMANI, 2013). Cluster é um termo bastante pesquisado no aprendizado não-supervisionado (subárea do aprendizado de máquina) e aplicada em vários contextos como segmentação de imagens, recuperação de informação e reconhecimento de objetos. Os algoritmos de agrupamento, conforme Kumar, Andu e Thanamani (2013), são aplicados em diferentes campos: Biologia (classificação de plantas e animais), Marketing (encontrar grupos de clientes com comportamentos semelhantes), planejamento de cidades (identificação de casas de acordo com seu tipo, valor e localização geográfica), entre outros.

Com a popularização da internet e mídias sociais, cada vez mais dados são processados, transportados e produzidos. E hoje, termo como Big Data, faz parte do cotidiano de empresas e pessoas. De acordo com o autor Montgomery (2013) Big Data são os dados que excedem a capacidade de sistemas de banco de dados. É nesse cenário, com grandes volumes de dados, que não só a formação de grupos ganha importância, mas também a compreensão dos mesmos, pois a interpretação dos grupos fornecerá informações úteis para análises desses clusters.

O grau de escalabilidade dos dados gradativamente aumenta no decorrer dos anos, e embora os estudos sobre o problema de agrupamento de dados estejam avançados, fica cada vez mais complexo o entendimento dos clusters formados pela razão do número crescente de grupos criados. Quanto maiores são os números de grupos produzidos mais difícil são suas interpretações.

Diante desse contexto é que se extrai a temática desta proposta de mestrado - Rotulação automática de grupos através de algoritimos supervisionados baseados em árvores e estatísticos - o estudo em questão dedica-se na aplicabilidade de dois algoritimos supervisionados, com paradigmas diferentes e bases de dados distintas, a fim de definir a tupla atributo/valor de maior importância nos clusters, determinando um significado para estes clusters (rotulação).

A rotulação dita neste trabalho segue a próprioa definição da palavra, que serve para informar sobre algo. Então a partir de um grupo de dados seria possível destacar neste grupo uma informação que o represente. E uma forma de reprensetá-lo seria encontrar, através de técnicas, uma tupla: atributo(s), faixa(s). Onde o atributo selecionado seria o que teria maior relevância no grupo. E a faixa de valor escolhida seria a que mais tivesse ocorrência nos valores do atributo, podendo também haver mais de um atributo com sua respectiva faixa, para representar o rótulo no grupo.

O termo rotulação, neste trabalho, segue a definição conforme Lopes (2014):

Definição 1 *Dado um conjunto de clusters* $C = \{c_1, ..., c_k | K \geqslant 1\}$*, de modo que cada cluster contém um conjunto de elementos* $c_i = \{\vec{e}_1, .., \vec{e}_{n^{(c_i)}} | n^{(c_i)} \geqslant 1\}$ *que podem ser representados por um vetor de atributos definidos em* $\mathbb{R}^m$ *e expresso por* $\vec{e}^{c_i} = (a_1, .., a_m)$ *e ainda que com* $c_i \cap c_{i'} = \emptyset$ *com* $1 \leqslant i, i \leqslant K$ *e* $i \neq i'$*; o objetivo consite em apresentar um conjunto de rótulos* $R = \{r_{c1}, ..., r_{ck}\}$*, no qual cada rótulo específico é dados por um conjunto de pares de valores, atributo e seu respectivo intervalo,* $r_{ci} = \{(a_1, [p_1, q_1]), ..., (a_{m^{(c_i)}},]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}])\}$ *capaz de melhor expressar o cluster* c_i *associado.*

- K *é o número de clusters;*
- c_i *é o i-ésimo cluster qualquer;*
- n^{c_i} *é o número de elementos do cluster* c_i*;*
- $\vec{e}_{n^{(c_i)}}$ *se refere ao j-ésimo elemento pertencente ao cluster* c_i*;*
- m *é a dimensão do problema;*
- r_{c_i} *é o rótulo referente ao cluster* c_i*;*
- $]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}]$ *representa o intervalo de valores do atributo* $a_{m^{(c_i)}}$*, onde* $p_{m^{(c_i)}}$ *é o limite inferior e* $q_{m^{(c_i)}}$ *é o limite superior;*
- m *é a dimensão do problema;*

A formação do problema desta pesquisa nasce a partir do trabalho realizado por Lopes (2014), que se dedicou a estudar a possibilidade de realização de rotulação automática de grupos utilizando para isso dois algoritmos. Um para realizar a formação de grupos através de algoritmo não supervisionado (K-means), e logo seguinte a utilização de algoritmo supervisionado (Redes Neurais Artificiais - RNA) para fazer a rotulação de grupos. Assim, partindo deste estudo já realizado, este trabalho dedica-se a realizar rotulação de grupos de dados a partir de outros algoritmos supervisionados não testados, em específico Naive Bayes e CART.

Nesta pesquisa foi aferida a acurácia de cada resultado através do percentual de acertos dos atributos que são representados pelos rótulos gerados. E importante destacar, que este trabalho não se preocupa em criar grupos, mas dar maior relevância à rotulação dos mesmos, isto é, compreender os grupos de dados já formados.

Quando se analisa grupos que já estão formados sabe-se que esses grupos existem, pois há uma correlação das características pelo qual seus dados se mantém junto em grupos. Acontece que, com grandes números de grupos sendo criados, isso acaba por não deixar visível qual característica se apresenta mais significativa dentro desses grupos. Tem-se na rotulação a intenção de definir algum significado para estes grupos, gerando um tipo de rótulo, $R = \{r_{c1}, ..., r_{ck}\}$, para melhor expressar o cluster c_i associado (Definição 1).

Tecnicamente a informação do rótulo aplicada no cluster pode ajudar na tomada de decisão em algum contexto. A exemplo disso, supõe-se uma situação empregada na área urbana, onde pessoas circulam na cidade e imagina-se que os dados de controle de seus celulares estão sendo capturados pelas células das torres, e gravados em uma base de dados pelas operadoras. Uma vez em posse desses dados, são criados clusters podendo ser aplicado rotulação nestes grupos. E através dos rótulos pode-se personalizar alguns serviços para esses grupos já formados.

Seguindo o exemplo dos dados capturados do celular, caso o rótulo (r_{c_i}) de um cluster (c_i) fosse o atributo localização, e os valores desse atributo escolhido para compor o rótulo, fossem as coordenadas geográficas, o qual definiriam o tipo de localização. Logo percebe-se que os participantes desse grupo possuem característica de frequentar alguma localização em comum. A interpretação deste rótulo poderá implicar em uma tomada de decisão personalizada para este grupo, objetivando otimizar um problema.

O trabalho em questão tem como objetivo principal demonstrar a possibilidade de fazer rotulação de dados, em bases de dados com grupos já formados, utilizando dois algoritimos supervisionados distintos com paradigmas diferentes. Sendo este um algoritmo com paradigma estatístico - Naive Bayes - e outro com paradigma simbólico - Classification And Regression Tree (CART).

Para alcançar tal objetivo é necessário conhecer as técnicas e tecnologias utilizadas nessa pesquisa. Uma das técnicas utilizada é a discretização (seção 2.2) onde ocorre a representação do tipo de variáveis contínuas em discretas. Outra técnica é a correlação entre atributos (seção 3.3), visto que nesse processo é aplicado os algoritimos referentes da pesquisa. Todas essas técnicas foram estruturadas mediante a codificação por intermédio de uma linguagem de natureza técnica, onde fez uso de módulos de aprendizado de máquina, atuando em bases de dados e obtendo como saída deste programa, os rótulos dos grupos.

O trabalho será disposto em cinco capítulos já incluso a Introdução e Conclusão, capítulos 1 e 5 respectivamente.

O Referencial Teórico abordado no capítulo 2 é responsável em esclarecer as tecnologias utilizadas nesta pesquisa sendo dividida em três seções. Inicialmente na seção 2.1, tem-se uma explanação sobre aprendizado de máquina e quais os aprendizados indutivos são mais relevantes para este trabalho, ademais, a explicação dos dois algoritmos supervisionados utilizados para fazer rotulação de dados. Já na seção 2.2 é realizado a divisão das faixas de valores de cada atributo, chamada de discretização. E logo na seção 2.3 são apresentas pesquisas já consolidadas referentes ao assunto de rotulação de clusters.

Na capítulo 3 é abordada a definição do problema da pesquisa. A partir dessa definição um modelo de resolução é definido e apresentado um fluxograma exibindo os processos a serem seguidos. Logo na seção 3.3 é demonstrado o funcionamento da técnica

de correlação entre atributos. E na seção 3.4 uma base de dados fictícia é utilizada para exemplificar a execução dos processos do modelo de resolução: discretização da base de dados no Processos (I), no Processo (II) é aplicado o algoritmo supervisionado e no Processo (III) o resultado da rotulação.

No capítulo 4 os resultados são separados por base de dados. Em cada seção referente a uma base de dados testada é criada duas subseções referentes aos algoritmos utilizados. Cada algoritmo apresenta uma tabela com informações desde o número do cluster, rótulos, relevância do atributo até acurácia do rótulo no cluster. É também exibida uma tabela possuindo os valores de relevância dos atributos por cluster, posto que esses valores desta tabela servirão de apoio para entender como o quão os atributos estão bem correlacionados.

Diante do exposto fica claro que esta pesquisa além de dar continuidade, visto que novos algoritmos são adicionados, a um tema específico aplicado na interpretação de agrupamento de dados, também serve como ponto de partida para outra pesquisa mais aprofundada. Pesquisa esta que poderá comprovar a possibilidade de fazer rotulação de dados utilizando qualquer algoritmo supervisionado.

2 Referencial Teórico

Para se compreender a temática proposta este capítulo abordará o conteúdo base deste trabalho dividido em 3 seções: Aprendizado de Máquina, Discretização e Trabalhos Correlatos.

A aprendizagem de máquina utiliza métodos de inferências lógicas para aquisições de novos conhecimentos, e um dos tipos de inferência comentada nesta seção são os aprendizados indutivos, que dentre seus tipos terá o maior destaque ao aprendizado supervisionado, foco dessa proposta de mestrado. “Na aprendizagem indutiva os algoritmos podem, na melhor das hipóteses, garantir que a hipótese de saída se encaixe no conceito de destino sobre os dados de treinamento” (MITCHELL, 1997, p.23).

Já na seção 2.2 dissertará sobre a técnica de discretização adotada nesta pesquisa. Possuindo grande contribuição para os resultados gerados, e ganhando assim uma seção própria para explanação do funcionamento dessa técnica. E na seção 2.3, serão abordados trabalhos que possuam mesmas características desta pesquisa adicionando conhecimento ao tema.

2.1 Aprendizado de Máquina

A aprendizagem de máquina, diferente das metodologias tradicionais de implementação, utiliza sua experiência anterior, para melhorar suas respostas a partir de problemas em determinadas áreas.

“Um programa de computador aprende com a experiência E em relação a alguma classe de tarefas T e medida de desempenho P, se seu desempenho em tarefas em T, conforme medido por P, melhora com a experiência E” (MITCHELL, 1997, p. 2).

Para melhor explicar a citação acima, destaca-se o determinado exemplo: considerar o reconhecimento facial de uma pessoa utilizando aprendizado de máquina. Então caso fossem inseridas várias fotos tituladas de uma certa pessoa (T) no banco de dados, e após vários exemplos (E), fotos dessa pessoa, o programa de computador seria capaz de predizer (P) se uma nova foto, ainda não inserida no banco de dados, seria dessa determinada pessoa através de aprendizado anterior (E), ou melhor, de fotos que foram anteriormente inseridas.

O aprendizado de máquina seriam algoritmos capazes de aprender automaticamente através de determinados exemplos, ou comportamentos. Esse aprendizado automático preenche algumas lacunas no desenvolvimento de programas, posto que não é possível simplesmente exigir do projetista implementar melhorias em um sistema, de forma que ele

esteja robusto bastante para lidar com todas as situações (RUSSEL; NORVIG, 2013), pois seria impossível um programador antecipar todas as situações possíveis de implementação.

Utilizando a idéia do exemplo anterior, uma vez inserida uma foto no banco de dados e determiná-la como masculina, nesse momento, estará se fazendo uma classificação desse novo registro (nova foto). Uma vez com a base de dados classificada, pode-se utilizar algoritmos para predizer um novo registro e defini-lo como masculino ou feminino. Predizer uma determinada condição irá depender da base de dados como também do algoritmo utilizado para fazer essa classificação. Alguns exemplos de algoritmos são: RNA, árvores de decisão, Suport Vector Machine – SVM, etc. A escolha apropriada do algoritmo se dará através de métricas que avaliarão o desempenho de cada um e a melhor métrica servirá de parâmetro para a escolha do algoritmo apropriado para aquele problema de classificação de dados.

Em aprendizado de máquina são vários as abordagens encontradas, e segundo Mohri, Rostamizadeh e Talwalkar (2012) são eles: aprendizado supervisionado, aprendizado não-supervisionado, aprendizado semi-supervisionado, aprendizado por reforço e muitos outros. Todavia nesta pesquisa serão comentados somente algumas abordagens de referência específicas utilizadas neste trabalho.

2.1.1 Aprendizado Supervisionado

O aprendizado supervisionado é um método que através de uma base de dados classificada, será realizado uma predição de novos registros com base em vários desses exemplos já classificados, ou seja, é quando existem casos que possuem uma classificação disponível para determinados conjunto de dados (conjunto de treinamento), mas precisa ser previstos para outras instâncias. Os responsáveis por essas predições de novos registros são algoritmos de aprendizado supervisionados projetados para determinados fins.

O termo “Supervisionado” indica uma correlação entre os dados de entrada com a saída desejada (classe). Seguindo o padrão do exemplo anterior considere: uma base de dados de imagens de rostos, onde cada imagen possui uma saída representada por uma classe (masculino ou feminino). A tarefa seria criar um preditor capaz de acertar a cada novo registro se a imagem é masculina ou feminina. Seria difícil implementar de maneira tradicional, utilizando estruturas condicionais e laços, uma vez que são inúmeras as diferenças das faces masculinas e femininas. Embora haja uma dificuldade de distinção entre as faces, uma alternativa seria dar exemplos de rostos classificados, masculino ou feminino, e através desses exemplos aplicar o algoritmo que automaticamente faça a máquina aprender uma regra para predizer qual sexo pertence cada rosto (BARBER, 2011).

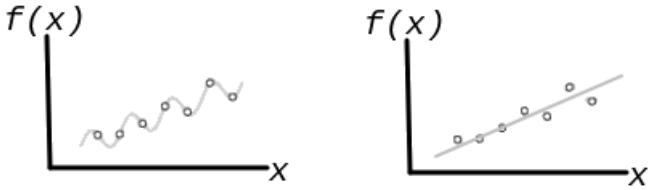
Em Russel e Norvig (2013) é feito apresentação formal do funcionamento da

aprendizagem supervisionada. Dado um conjunto de treinamento

$$(x_1, y_2), (x_2, y_2), ...(x_n, y_n), \tag{2.1}$$

onde cada y_j foi gerado por $y = f(x)$ desconhecida. Encontrar uma função h que se aproxime da função f real.

A função h é uma hipótese onde prevê um melhor desempenho entre as hipóteses possíveis através dos conjuntos de dados, que são diferentes do conjunto de treinamento equação 2.1.



(a) Ajuste polinomial de grau 6

(b) Hipótese linear

Figura 1 – Hipóteses ajustadas

O exemplo da figura 1a mostra uma função de grau 6 onde acontece um sobreajuste (overfitting) no conjunto de dados de treinamento. Esse modelo acabou exibindo uma função mais complexa para atender todo o conjunto de dados do gráfico, ficando especifico para essa amostra.

Já na figura 1b o ajuste da função se torna mais simples e mesmo o gráfico não passando por todos os pontos, acabou por generalizar melhor o conjunto de treinamento, tornando, um melhor resultado da predição de novos valores.

Em análise da figura 1 é apresentado duas hipóteses que tentam se aproximar ao máximo da função verdadeira (h), que é desconhecida. Mesmo parecendo que na figura 1a obteve-se melhor resultado, pois todos os pontos são atingidos pelo gráfico da função, este modelo acabou se ajustando muito bem na amostra de dados deixando a função h muito específica, não retratando os dados em um mundo real. Então, apesar de parecer que a 1a por ser mais específica é a melhor função, não é a opção correta. Quanto mais generalizado for modelo, melhor será para predizer os valores de y para novos conjuntos de dados.

2.1.1.1 Algoritmo Classification and Regression Trees - CART

Esse algoritmo constroi modelos de previsão a partir de dados de treinamento onde seus resultados podem ser reprensentados em uma árvore de decisão. A árvore de decisão é uma ferramenta que da suporte à decisão utilizando como modelo um fluxograma semelhante a uma árvore, onde a cada nó interno é feito um teste para tomada de decisão, permitindo uma abordagem do problema de forma estruturada e sistemática até chegar

a uma conclusão lógica. “Uma árvore de decisão alcança sua decisão executando uma sequência de testes” (RUSSEL; NORVIG, 2013, p. 811)

O algoritmo CART pode se tornar uma árvore de classificação ou também um árvore de regressão, o que irá definir seu tipo seria o atributo classe. Por exemplo, em um conjunto de dados de um paciente onde tenta prever se o mesmo possuirá câncer. A classe seria “Terá Câncer” ou “Não terá Câncer”. Nesse exemplo o atributo assume duas classes.

Mas ao contrário de uma árvore de classificação que prediz uma classe, o CART também pode assumir uma árvore de regressão, onde poderá prever um valor numérico ou contínuo, como: período de tempo de internação do paciente, preço de uma cirurgia ou quantidade de água ingerida.

No caso de não ser probabilístico o grau de confiança em seu modelo de predição será embasada em respostas semelhantes em outras circunstâncias antes analisadas.

O CART utiliza uma técnica como partição recursiva binária. Binária porque a divisão do nó pai é sempre em dois nós filhos, e recursiva porque cada nó filho irá ser tratado posteriormente no processo como nó pai.

Inicialmente todas as amostras se concentram no nó raiz, e a partir daí é apresentado uma questão, onde a intenção é separar o nó raiz em dois grupos mais homeogêneos. O objetivo é criar uma regra que inicialmente crie grupos ou nós binários que sejam internamente mais homogêneos que o nó raiz. Dependendo da questão as amostras irão para a folha esquerda ou direita do nó raiz. O CART faz a escolha dessa divisão em função da regra Gini de Impureza[1] (BREIMAN et al., 1984), e o índice Gini varia de 0 a 1, definindo o grau de pureza do nó.

$$Gini(S) = 1 - \sum p^2(j/t) \tag{2.2}$$

Onde: $p(j/t)$ é probabilidade a priori da classe j se formar no nó t. E S é um conjunto de dados que contém exemplos de n classes

Para construção de uma árvore pode-se simplificar em três componente importantes (YOHANNES; WEBB, 1999; RAIMUNDO; MATTOS; WALESKA, 2008):

- Um conjunto de perguntas que servirá de base para fazer uma divisão;
- Regras de divisão para julgar o quanto é boa esta divisão;
- Regras para atribuir uma classe a cada nó;

Na divisão inicial será atribuído ao nó pai uma questão onde dependendo da resposta (sim ou não) os registros irão para nó filho esquerdo ou direito. Esse questionamento binário servirá dividindo o grupo em dois, para depois testar o ponto de divisão.

[1] O CART pode utilizar outros critérios de divisão de dados como: entropia e critério de Twoing

O CART percorrerá todos os atributos construindo uma árvore para descobrir qual melhor ponto de divisão. Uma vez testados todos os atributos é escolhido o que tiver menor grau de impureza do nó medido através do critério Gini, onde o grau de pureza do nó é mais puro, quando no grupo houver mais casos pertencente a uma única classe. Fazendo que o índice Gini seja mais alto.

Após a escolha do melhor ponto de divisão do nó faz-se a atribuição de uma classe para o nó, onde a esolha da classe será a que mais exemplos contiver no grupo. E após essa etapa o novo nó filho passa a ser nó pai, refazendo os mesmos passos anteriores para a divisão desse nó.

2.1.1.2 Algoritmo Naive Bayes

É um modelo probabilístico de aprendizado que pode ser calculado diretamente entre seus dados de treinamento. Depois de calculado, o modelo pode ser utilizado para fazer previsões de novos dados através do teorema de Bayes. "O teorema de Bayes fornece uma maneira de calcular a probabilidade de uma hipótese com base em sua probabilidade anterior, as probabilidades de observar vários dados, dadas as hipóteses, e os dados observados em si" (MITCHELL, 1997, p. 156).

Esse teorema utiliza uma teoria estatística e probabilística para previsão de acontecimento de um evento, sendo este evento relacionado a condição da probabilidade de ocorrência anteriores do mesmo. É nesse seguimento que o algoritmo Naive Bayes funciona. Criando classificadores probabilístico baseados no teorema de Bayes.

Pode-se citar como exemplo desse evento, a descoberta do câncer em uma pessoa, pois se tal doença estiver relacionada ao sexo, então, utilizando o teorema de Bayes, o sexo de uma pessoa pode ser utilizada para da maior precisão a probabilidade de câncer, ao invés de fazer uma avaliação de probabilidade sem a utilização do sexo da pessoa.

O Naive Bayes utiliza uma técnica de independência dos atributos, onde cada variável de entrada não depende de recursos de outras. Essa independência condicionada entre os atributos, os quais nem sempre ocorrem nos problemas reais, acabou deixando conhecida por Bayes ingênuo, ou Naive Bayes.

Em Russel e Norvig (2013) a equação 2.3 mostra a relação $P(causa/efeito)$ onde o efeito é evidência de alguma causa desconhecida, e quer se determinar a causa.

$$P(causa|efeito) = \frac{P(efeito|causa)P(causa)}{P(efeito)} \tag{2.3}$$

Naive Bayes como classificador estatístico possui um modelo de simples construção, e ficou conhecido por ter bons resultados em relação a algoritmos mais sofisticados, mesmo trabalhando com grandes quantidades de dados. Ele agrupa objetos de uma certa classe

em razão da probabilidade do objeto pertencer a esta classe.

$$P(c/x) = \frac{P(x/c)P(c)}{P(x)} \tag{2.4}$$

$$P(c/x) = P(x_1|c) * P(x_2|c) * ... * P(x_n|c) * P(c) \tag{2.5}$$

- $P(c/x)$ probabilidade posterior da classe $c, alvo$ dada preditor $x, atributos$.
- $P(c)$ é a probabilidade original da classe.
- $P(x|c)$ é a probabilidade que representa a probabilidade de preditor dada a classe.
- $P(x)$ é a probabilidade original do preditor.

A utilização do algoritmo Naive Bayes já é bem difundida e está presente em vários trabalhos, como classificação de textos, filtro de SPAM, analisador de sentimentos, entre outros Madureira (2017), Lucca et al. (2013), Wu et al. (2008), Mccallum e Nigam (1997). Mas mesmo atingido boa popularidade possui pontos negativos. A suposição de ter preditores independentes não acontece muito na vida real, pois acaba sendo difícil ter uma amostra de dados que sejam inteiramentes independentes.

2.1.2 Aprendizado Não-Supervisionado

Outro cenário de aprendizado de máquina é o aprendizado não-supervisionado, onde nessa abordagem não existe uma tentativa de se encontrar uma função que se aproxime da real. Logo porque os registros não são classificados, visto que o conjunto de treinamento não possui informação da saída sobre determinada entrada. Desta forma os algoritmos procuram algum grau de similaridade entre os registros e tentam agrupá-los de forma a ter algum sentido deles estarem juntos.

Quando o algoritmo encontra dados com mesma similaridade ele os agrupa formando clusters. Os números de clusters encontrados dependerá do funcionamento dos algoritmos e também do grau de dissimilaridade entre elementos de grupos diferentes. Como não existe uma variável classe no aprendizado não-supervisionado, então segundo Barber (2011), o maior interesse seria em uma perspectiva probabilística de distribuição $p(x)$ de um determinado conjunto de dados.

$$D = \{x_n, n = 1, ..., N\} \tag{2.6}$$

Uma vez que no conjunto (2.6), encontrado em um conjunto de treinamento (equação 2.1), o algoritmo precisará encontrar padrões nos atributos para fazer os agrupamentos.

2.2 Discretização

O método de discretização faz a conversão de valores contínuos em valores discretos. A partir de um atributo com valores contínuos, a discretização cria um ponto inicial e final definindo um intervalo e designando uma faixa para cada intervalo. Assim, ao invés de valores contínuos os atributos possuiram novos contéudos no formato de faixas de valores.

Segundo alguns autores como Catlett (1991), Hwang e Li (2002) a discretização melhora a precisão e deixa um modelo mais rápido em seu conjunto de treinamento. Os métodos de discretização mais comumente utilizados no âmbito dos métodos não-supervisionados de acordo com Kotsiantis e Kanellopoulos (2006), Dougherty, Kohavi e Sahami (1995) são os métodos de Discretização por Larguras Iguais(EWD) e Discretização por Frequências Iguais (EFD).

2.2.1 Discretização por Larguras Iguais - EWD

O método de Discretização por Larguras Iguais (EWD) faz a discretização de um intervalo, entre valores contínuos, dividindo através de um ponto de corte as faixas de tamanhos iguais. Logo se existir um intervalo com valores contínuos [a,b], e deseja particionar em R faixas de tamanhos iguais serão necessários $R-1$ pontos de corte, figura 2.

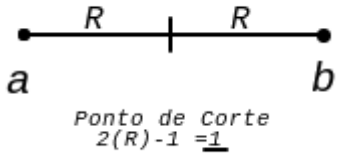


Figura 2 – Ponto de Corte (R-1)

Para haver o ponto de corte antes tem que ser realizado a ordenação dos dados. A largura de cada faixa $r_1, ..., r_R$ na equação 2.7 é representada por w, que é calculada pela diferença entre os limites superior e inferior do intervalo, dividido pela quantidade R de valores a serem gerados.

$$w = \frac{b-a}{R} \tag{2.7}$$

A variável w determina os pontos de corte $(c_1, ..., c_{R-1})$ que irão delimitar o tamanho das faixas de valores. O primeiro ponto de corte, c_1, é obtido através da soma do limite inferior a com a tamanho de w. E os pontos de corte seguintes são calculados pela soma do ponto de corte anterior com w.

O valor de cada faixa será representado por i, onde i é o índice indicando a faixa. De acordo com a figura 3 para dividir o intervalo $[a, b]$ em R faixas será necessário de $R - 1$ pontos de corte.

$$c_i = \begin{cases} a + w, & se\, i = 1 \\ c_{i-1} + w, & caso\, contrário \end{cases} \tag{2.8}$$

O valor da faixa do intervalo $[a, c_1]$ será o valor discreto igual ao índice de sua faixa r_1. Então, um valor na faixa r_1 terá o valor reprensentado por $1(um)$, pois $i = 1$ é o limite inferior mais largura da faixa, equação 2.8. E seguindo o mesmo raciocínio o valor da faixa $r_2 =]c_1, c_2]$ é representado por $2(dois)$, e consequentemente o valor que se encontra em uma faixa qualquer r_i será reprensentado por i.

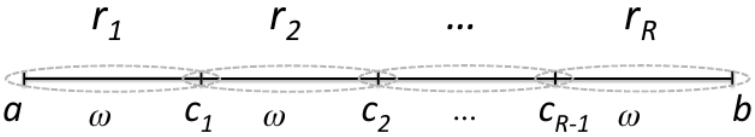


Figura 3 – Discretização EWD baseada em (LOPES, 2014)

2.2.2 Discretização por Frequência Iguais - EFD

Esse outro método de discretização já possui uma abordagem diferente a do EWD, pois a idéia é manter a quantidade de elementos distintos, entre os pontos de corte, com o mesmo número. Dado um intervalo $[a, b]$ o número de faixas R e a quantidade de valores distintos ξ , onde $\xi \geqslant R$ o método EFD irá segmentar em R faixas de valores que possuem a mesma quantidade de elementos distintos λ. Então serão realizados $R - 1$ pontos de corte gerando R faixas de valores, $(r_1, ..., r_R)$, com a mesma quantidade de elementos distintos λ. Para encontrar λ calcula-se o valor inteiro da divisão entre a quantidade de elementos distintos ξ pela quantidade de faixas de valores R, obtendo o número de elementos da faixa 2.9.

$$\lambda = \frac{\xi}{R} \tag{2.9}$$

Uma observação nesse método é a ocorrência em amostras que possuem uma má distribuição de valores de um dado atributo. Como um número significativo de repetições, causando um desiquilíbrio nas distribuições dos elementos.

Uma vez no intervalo $[a, b]$ de elemetos ordenado e calculado λ contendo R elementos $v_{[R]}$ pode-se determinar os pontos de corte $(c_1, ..., c_{R-1})$ que são os delimitadores das faixas. Cada ponto de corte c_i pode ser calculado por $v_{i\lambda} - ésimo$ elemento, 2.10.

$$c_i = v_{[i\lambda]} \tag{2.10}$$

Igual o que aconteceu no método EWD, o valor que estiver no intervalo $[a, c_1]$ terá seu valor associado a um valor discreto igual ao índice i de sua faixa r_i conforme figura 4. Então, caso o valor esteja na faixa r_2 ele passará a ter o valor de seu índice i igual a $2(dois)$. De maneira consecutiva os valores que estiverem na faixa $r_3 =]c_2, c_3]$ terão valor $3(três)$. Uma outra observação desse método é que diferente do EWD, os intervalos podem assumir faixas com tamanhos diferentes.

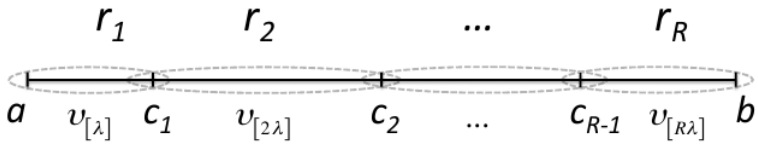


Figura 4 – Discretização EFD baseada em (LOPES, 2014)

2.3 Trabalhos Correlatos

Esta seção propõe relacionar outros trabalhos servindo de complemento teórico para entender a variedade de aplicações referente ao assunto de rotulação de dados.

O trabalho escrito por Lopes (2014) fez um estudo abordando o tema de rotulação de dados, tema este, proposto também por esta pesquisa, mas com abrangência e execução diferentes do modelo da figura 5 executado por ele. Neste trabalho foi utilizado como entrada um conjunto de dados onde foi realizado o agrupamento automático, com algoritmos não-supervisionados formando clusters. Logo após a formação dos clusters e a discretização do dados é utilizado um algoritmo supervisionado (RNA) nos grupos de dados, e apresentado como saída um rótulo específico que melhor define o grupo formado. Esses rótulos são formados por uma tupla, atributos mais relevantes e faixa de valores que mais se repetem.

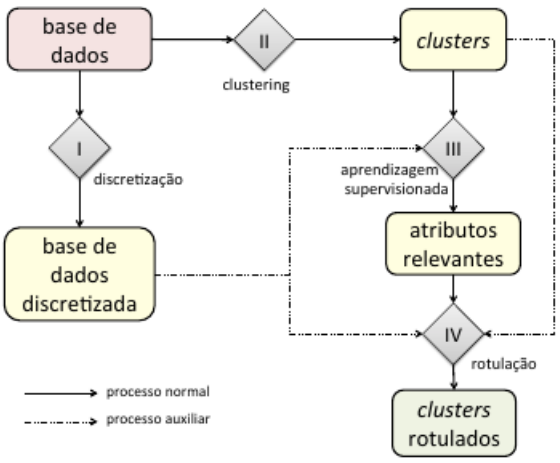


Figura 5 – Modelo de Lopes (2014)

Em analogia com este trabalho pode-se verificar na figura 5 que na parte onde é aplicado o algoritmo de RNA (processo III) é o local exato que esta pesquisa utiliza

para testar outros algoritmos supervisionados. Nesse modelo proposto o autor não só tem a preocupação de processar a formação dos grupos como também aplicar um algoritmo supervisionado para rotular esses grupos formados.

O trabalho de Lima (2015) é baseado em fazer a classificação e rotulação em uma base que possuem poucos elementos classificados utilizando método semisupervisionado. Na aprendizagem de máquina semisupervisionada o foco é quando não há muitos exemplos em quantidade suficientes ao ponto de conseguir treinar um classificador que desempenhe bem seu papel.

O autor aplica a combinação de um classificador e um agrupador para desempenhar a tarefa de classificação dos dados baseando-se nos algoritmos co-training e $k - means_k i$.

O método inicia com uma base dividida em elementos classificados (L) e não classificados (U). Após cada iteração o grupo L vai crescendo e automaticamente diminuindo o grupo U até que não tenha mais nenhum elemento em U, figura 6. Após isso é realizado uma etapa de agrupamento, sem levar em consideração os dados classificados anteriormente. Terminada essa etapa é feito uma validação para saber quais os rótulos foram considerados corretos.

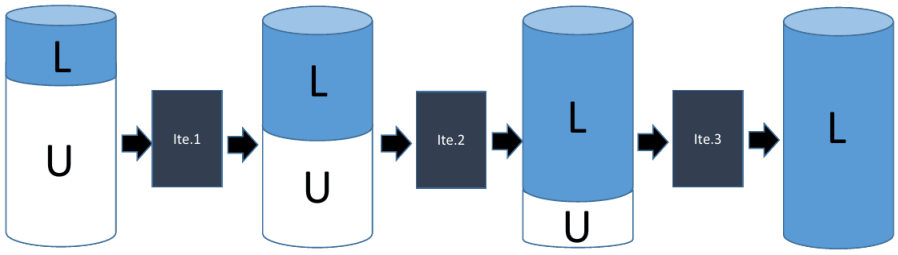


Figura 6 – Comportamento da base de dados a cada iteração. Método (LIMA, 2015)

O método proposto é uma combinação de um classificador com um método de agrupamento, onde a rotulação de um conjunto de dados é feita com conhecimento prévio de um outro conjunto menor rotulado. O classificador treina com a parte de dados rotulada e classifica os dados não-rotulados.

Outra pesquisa (FILHO, 2015) aborda o mesmo Problema de Rotulação, mas a atuação é diferenciada, pois o modelo procura diferenças existentes em cada grupo através da seleção dos elementos que representam o grupo, e depois é construído a faixa de valores. Os grupos são formados pelo algoritmo Fuzzy C-Means e após isso que é selecionado os atributos.

Através do algoritmo Fuzzy C-Means é criada uma tabela chamada de matriz U. Essa matriz contém um número relacionado a cada grupo chamado, Grau de Pertinência - GP, onde este número varia de 0 a 1 dependendo do grau de proximidade com o centróide de um grupo. Quanto mais próximo ao centróide, maior é seu grau de pertinência em relação ao grupo.

Através dessa tabela criada com os valores de pertinência são escolhidos os atributos que farão parte de cada grupo. A cada atributo é verificado o GP de cada grupo, e o atributo pertencerá ao grupo que tiver o maior GP. Isso significa que quanto maior o valor de GP, mais próximo do centróide do grupo, consequentemente, mais pertencente ao grupo.

Nesse modelo proposto pelo autor existe duas variáveis onde são atribuídos parâmetros: Grau de Seleção - GS e Incremento do Grau de Seleção - IGS. O GS, serve de base para seleção dos elementos mais significativos na formação do rótulo e o IGS seria um incremento do parâmetro GS, sendo que, tanto GS quanto IGS podem variar de 0 a 1. Esses parâmetros são inicializados no início do modelo de resolução e são incrementados a cada iteração, que ocorre caso não exista pelo menos uma faixa de valor pertencente a cada grupo.

O trabalho de Filho (2018) realizou uma proposta de rotulação onde utilizou algoritmo de agrupamento baseado em distância como base. A partir deste ponto o trabalho foi desenvolvido transformando saída padrão em distância para que cada elemento da base de dados recebesse um GP. Esse GP é utilizado para selecionar os elementos relevantes em cada grupo.

O modelo proposto pelo autor funciona em duas etapas, a primeira transforma as saídas em distâncias para GP, e a segunda etapa, formar as faixas de valores e exibir os rótulos.

No início da primeira etapa são atribuidos os parâmetros do números de grupos, GP, GS e IGS. Após é carregado a base de dados e formados os grupos através de algoritmo baseado em distância (K-Means). Logo em seguida a transformação da saída de distância em GP, por conseguinte os grupos já ficam atuliazados contendo GP.

Na segunda etapa acontece a seleção dos elementos a partir da comparação do GP e do GS, e logo em seguida a escolha do menor e maior valor do atributo formando a faixa de valor. Caso haja pele menos uma faixa de valor pertencente a cada grupo os rótulos são exibidos, mas caso não ocorra, GS é incrementado pelo IGS refazendo a segunda etapa novamente.

Outro trabalho de rotulação é o de Araújo (2018), onde defende que a etapa de fundamental importância para se ter bons resultados na rotulação de grupos de dados se dá na clusterização. Portanto, quanto mais eficiente for a técnica de agrupamento de dados utilizada, maior será acurácia dos grupos encontrados.

Nesse trabalho o autor utiliza em conjundo o DAMICORE e DAMICORE-2 no método de rotulação automática para rotular grupos. DAMICORE é um método de detecção de correlação de dados e tem como característica a não informação do número de clusters ao qual o algoritmo é aplicado.

O modelo é dividio em cinco etapas até obter os rótulos. Nas etapas I e II preparam os dados e ajuda ao DAMICORE (etapa III) para melhor medir a similaridade dos elementos, oferecendo uma maior precisão. Como não é preciso informar o número de cluster na utilização do DAMICORE, os resultados na etapa III acabam por superar um número razoável de clusters para uma melhor compreensão. Em razão disso a etapa IV de mesclagem faz a junção de clusters para criação de super-clusters, que são clusters maiores representando um conceito mais geral e de mais fácil entedimento. Por fim, os super-clusters são submetidos ao método de rotulação automática (etapa V) permitindo identificar os atributos mais relevantes e seus respectivos faixas de valores.

3 Metodologia

O texto a seguir abordará o problema a ser atacado por esse trabalho, e logo em seguida, será apresentado um modelo de resolução para rotulação de dados utilizando dois algoritmos supervisionados baseados em paradigmas distintos. O objetivo ao final deste capítulo é poder provar que é possível realizar rotulação com utilização de dois algoritmos, e também revalidar o modelo de Lopes (2014) que utilizou somente redes neurais para realização da rotulação de grupos de dados.

3.1 Rotulação de Cluster

A abordagem do problema referente a essa proposta de mestrado segue uma linha já pequisada que seria o **Problema de Rotulação**. Muitas pesquisas realizadas na área de rotulação fazem referência a classificação dos dados e não da rotulação. Ao agrupar um conjunto de elementos por um derterminado critério, esta havendo uma classificação desses elementos de mesma similaridade, mas pouco se sabe qual é a compreensão desses grupos já classificados.

A importância do rótulo em um cluster é transparecer a compreensão do cluster formado, visto que, uma vez os clusters já agrupados não fica claro o critério de criação desses grupos. Para o observador é interessante existir um rótulo de um grupo oferecendo elementos que possam ajudar em alguma tomada de decisão em razão de seu significado (rótulo).

A criação do rótulo é a escolha de uma tupla **atributo** e **faixa de valor**, onde o atributo possui o maior valor de correlacionamento entre os outros atributos. E a faixa escolhida é aquela que mais se repete desse atributo rótulo. Podendo o cluster ter mais de um rótulo contendo a tupla atributo e faixa (Definição 2).

Essa faixa, é um intervalo de valor definido pela discretização seção 2.2, onde o intervalo escolhido, seria a faixa que representa os valores que se repetem com a maior frequência no atributo. A exemplo disso, tem-se um vetor de elementos já discretizados, $\vec{v}_i = \{1, 1, 1, 2, 2, 2, 2, 3, 3\}$, onde $i \leqslant m$ e $(\vec{v})$ representa todos os elementos da coluna representada pelo atributo (a). Neste vetor o valor que mais se repete é o número 2, então, a **faixa 2** do atributo rótulo é a escolhida para compor o rótulo.

O Problema de Rotulação é formalmente definido como segue abaixo:

Definição 2 *Dado um conjunto de clusters* $C = \{c_1, ..., c_k | K \geqslant 1\}$*, de modo que cada cluster contém um conjunto de elementos* $c_i = \{\vec{e}_1, .., \vec{e}_{n^{(c_i)}} | n^{(c_i)} \geqslant 1\}$ *que podem ser re-*

presentados por um vetor de atributos definidos em $\mathbb{R}^m$ *e expresso por* $\vec{e}^{c_i} = (a_1, .., a_m)$ *e ainda que com* $c_i \cap c_{i'} = \emptyset$ *com* $1 \leqslant i, i \leqslant K$ *e* $i \neq i'$ *(Adaptada de Lopes (2014)).*

- K *é o número de clusters;*
- a *é o atributo*
- c_i *é o i-ésimo cluster qualquer;*
- n^{c_i} *é o número de elementos do cluster* c_i*;*
- $\vec{e}_{n^{(c_i)}}$ *se refere ao j-ésimo elemento pertencente ao cluster* c_i*;*
- m *é a dimensão do problema;*

3.2 O Modelo de Resolução

A partir da definição do problema - *Definição 2* - um estudo científico foi desenvolvido nesta pesquisa, a fim de provar, que é possível a realização de rotulação de dados com dois algoritmos supervisionados de paradigmas diferentes: Naive Bayes e CART.

Este modelo de resolução consiste em apresentar como saída um conjunto de rótulos, onde cada rótulo específico é dado por um conjunto de pares de valores, atributo e seus respectivos intevalos, gerados a partir das frequências dos valores repetidos neste intervalo. Segue *Definição 3* formalizando a saída do modelo:

Definição 3 *Dado um conjunto de rótulos* $R = \{r_{c1}, ..., r_{ck}\}$*, no qual cada rótulo específico é dados por um conjunto de pares de valores, tem como saída um vetor com atributo e seu respectivo intervalo,* $r_{ci} = \{(a_1, [p_1, q_1]), ..., (a_{m^{(c_i)}},]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}])\}$ *capaz de melhor expressar o cluster* c_i *(Adaptada de Lopes (2014)).*

- k *número de rótulos;*
- R *representa o conjunto de rótulos na saída do modelo;*
- a *é o atributo*
- c_i *é o i-ésimo cluster;*
- r_{c_i} *é o rótulo referente ao cluster* c_i*;*
- $]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}]$ *representa o intervalo de valores do atributo* $a_{m^{(c_i)}}$*, onde* $p_{m^{(c_i)}}$ *é o limite inferior e* $q_{m^{(c_i)}}$ *é o limite superior;*
- m *é a dimensão do problema;*

Como apresentado na seção 2.3, o autor foca em rotulação automática de grupos utilizando a estratégia de aprendizagem de máquina supervisionada, com paradigma conexionista, para provar seu trabalho. Porém, nesta pesquisa foi aplicado no modelo de resolução dois algoritmos com paradigmas de aprendizado diferente do que já havia

sido testado anteriormente, provando que é possível fazer rotulação de dados com algoritmos supervisionados com paradigmas simbólico e probabilístico, CART e Naive Bayes respectivamente.

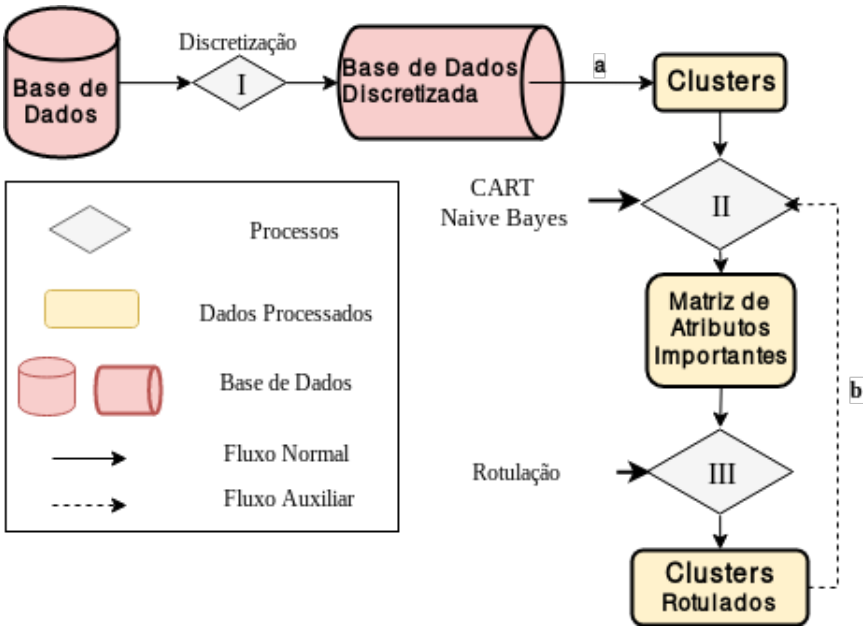


Figura 7 – Modelo de Resolução Proposto

A base[1] conterá valores contínuos, contudo, conforme modelo será necessário aplicar o método de discretização (I). Uma vez com a base discretizada ocorre a divisão em clusters que nada mais é do que a separação da base em grupos já classificados.

No passo II serão executados os algoritmos de aprendizagem supervisionados, já visto nas subseções 2.1.1.1 e 2.1.1.2. Essa etapa utiliza a técnica de correlação de atributos através de algoritmos supervisionados, que neste modelo de resolução é considerado o processo de maior importância, visto na seção 3.3.

A saída do processo II gera uma matriz de atributos com seus respectivos valores, e que através desses valores armazenados é escolhido o atributo de maior relevância. Se comparado ao trabalho de Lopes (2014) que utilizou somente redes neurais para fazer esse processo, nesse trabalho foi introduzido dois algoritmos supervisionados com paradigma probabilístico e de árvore de decisão, Naive Bayes e CART respectivamente.

Para gerar essa Matriz de Atributos Importantes, conforme modelo figura 7 o algoritmo supervisionado será aplicado em uma quantidade igual ao número de atributos. Após preenchido, esses valores da matriz serviram de referência para a escolha do atributo mais importante, sendo este o de maior valor. Utilizando a figura 8 como exemplo, o algoritmo supervisionado seria executado três vezes, sendo essa quantidade igual ao número de atributos: **atr1, atr2** e **atr3**.

[1] UCI - Machine Learning Repository. http://archive.ics.uci.edu/ml/

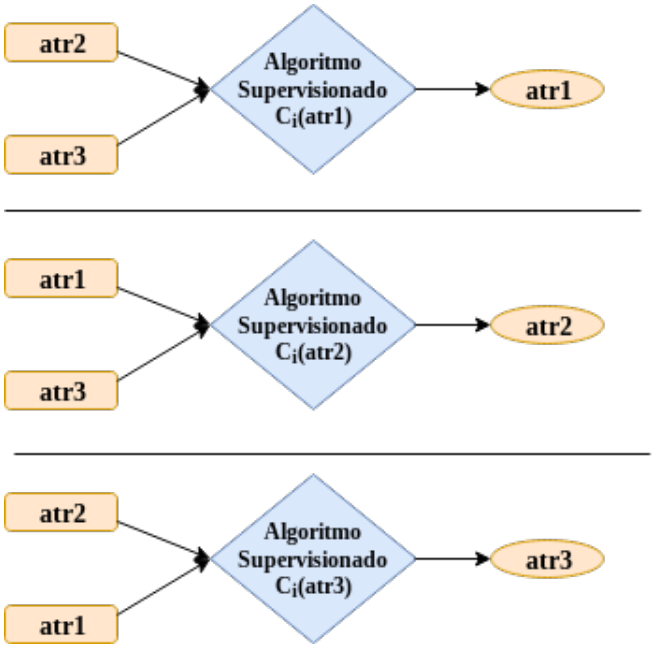


Figura 8 – Exemplo da técnica de correlação aplicada aos atributos atr1, atr2 e atr3 sendo classe

Seguindo para o processo (III) acontecerá a escolha do atributo mais relevante (maior valor), e podendo, em caso de mesmo valor, ter mais de um atributo relevante. Esta seleção será feita a partir da matriz (**Atributos Importantes**) criada pela implementação dos algoritmos supervisionados utilizando a técnica de correlação entre atributos seção (3.3), junto com o valor mais frequente desse(s) atributo(s). Após essa etapa é criado um conjunto de rotulos para cada clusters. O fluxo (b) será utilizado enquanto houver outros algoritmos para serem executados.

3.3 Técnica de Correlação entre Atributos através de Algoritmos Supervisionados

Essa técnica (LOPES, 2014) utiliza por analogia a aprendizagem supervisionada, no qual os atributos de entrada são correlacionados com um atributo classe (atributo de saída). Conforme o número de atributos do cluster o atributo classe seria alterado seguindo uma sequência do primeiro ao último atributo desse cluster. Através desse processo cada atributo seria classe em relação aos outros atributos gerando um valor que seria armazenado em uma matriz.

De acordo com essa técnica os atributos de um cluster, descartando o atributo classe, seriam percorridos um por um, até o último. E a cada iteração de um atributo enquanto classe, seria armazenado o valor desse atributo em uma matriz de atributos importantes. Essa matriz após montada mostraria os valores de cada atributo enquanto classe, e quanto maior o valor, mais relevante será este atributo em relação aos demais.

Tal técnica possui um grau de processamento diretamente proporcional a quantidade de características expressa na base de dados definido em R^m descrita na definição 3, onde R representa o conjunto de rótulos e m a dimensão do problema. Ela implica em utilizar todos os atributos, menos o definido como classe, para fazer uma correlação entre eles junto ao algoritmo.

Utilizando como exemplo uma base com os seguintes atributos: **atr1, atr2, atr3 e classe**. Retirando o atributo classe, e atribuindo a cada iteração, um novo atributo classe, portanto, a base possui três atributos, então o algoritmo será aplicado três vezes, um para cada atributo gerando um valor que será armazenado em uma matriz. Em um primeiro processamento de três, o primeiro atributo **atr1** se torna classe e executado com os outros dois atributos, **atr2, atr3** de entrada com um algoritmo supervisionado, figura 9.

Figura 9 – Exemplo da técnica de correlação aplicada ao atributo, atr1, sendo classe

O resultado da correlação entre os atributos **atr2, atr3** em relação ao **atr1** (figura 9) é armazanado em uma matriz, denominada de **Atributos Importantes**, de acordo com figura 7. Por conseguinte é realizado a aplicação do algoritmo com **atr2** sendo classe, e assim sucessivamente até o último atributo (**atr3**). Essa etapa só é finalizada quando todos os atributos tiverem a chance de ser classe, coforme demonstrado na figura 8, e armazenado seus valores em porcentagem na tabela. No final uma tabela será formada pelos valores em porcentagem da correlação entre eles denominada Matriz de Atributos Importantes.

3.4 Exemplo

Para melhor esclarecer as etapas do modelo de resolução exibido na figura 7, será utilizado a tabela 1 como exemplo no modelo proposto nesta pesquisa. Essa tabela é composta por cinquenta linhas e quatro atributos, sendo o último um atributo classe, representando o cluster o qual o elemento pertence. Logo na primeira coluna da tabela, possui o índice da linha da tabela identificando cada registro, e outros campos são atributos que definem características do registro identificado pelo índice da primeira coluna até a quinta coluna representando a classe de cada registro.

Seguindo a definição 2 um elemento é expresso por um vetor de dimensão m, com tamanho igual ao número de atributos. Um exemplo do elemento 2 da tabela 1, pode ser representado por $\vec{e_2} = (1.26, 85.03, 20.45)$.

Tabela 1 – Base de Dados Modelo

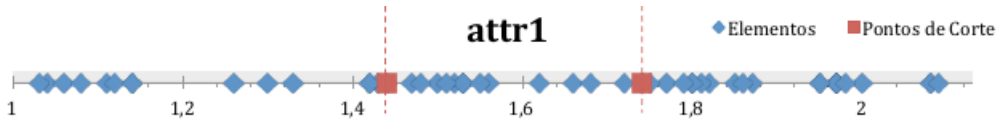
	atr1	atr2	atr3	classe		atr1	atr2	atr3	classe
1	2.08	92.11	22.07	2	26	1.42	53.51	19.64	3
2	1.26	85.03	20.45	1	27	1.12	62.71	19.07	1
3	2.00	108.36	22.68	2	28	2.09	60.58	20.20	1
4	1.74	43.78	18.72	3	29	1.95	69.23	19.68	1
5	1.82	100.20	23.09	2	30	1.03	47.81	19.47	3
6	1.43	77.59	21.80	1	31	1.75	90.92	21.39	2
7	1.53	44.01	20.98	3	32	1.72	42.35	22.89	3
8	1.14	107.77	18.99	2	33	1.47	101.77	19.20	2
9	1.97	98.00	22.32	2	34	1.53	41.16	22.67	3
10	1.50	39.67	21.78	3	35	1.44	93.61	21.03	2
11	1.74	55.86	20.31	3	36	1.51	98.65	19.24	2
12	1.80	65.72	19.62	1	37	1.06	68.82	21.68	1
13	1.33	82.01	19.82	1	38	1.48	80.40	21.43	1
14	1.66	103.93	21.10	2	39	1.14	61.59	19.90	1
15	1.42	66.14	21.61	1	40	1.08	91.93	20.81	2
16	1.87	88.36	22.45	2	41	1.62	79.21	18.43	1
17	1.11	107.82	19.32	2	42	1.68	80.87	18.42	1
18	2.08	67.66	20.74	1	43	1.81	98.24	22.13	2
19	1.85	82.65	20.35	1	44	1.30	69.27	18.83	1
20	1.04	102.62	19.46	2	45	1.80	101.21	21.61	2
21	1.97	100.37	21.94	2	46	1.79	72.02	22.02	1
22	1.95	45.70	22.10	3	47	1.56	81.71	22.10	1
23	1.77	50.04	20.16	3	48	1.98	77.16	21.71	1
24	1.97	81.57	19.83	1	49	1.86	89.12	22.84	2
25	1.52	93.13	20.61	2	50	1.55	76.01	19.74	1

3.4.1 Processo (I) - Discretização

Segundo Catlett (1991), Hwang e Li (2002) através de resultados expermentais, na conversão em atributos discretos ordenados de vários domínios constatou, que a mudança de representação da informação na maioria das vezes pode aumentar a acurácia do sistema de aprendizado. Dessa maneira a etapa de discretização ganha um papel importante no modelo, e também no processo de Rotulação (III), pois é utilizada uma inferência na faixa discretizada para encontrar o intervalo na faixa.

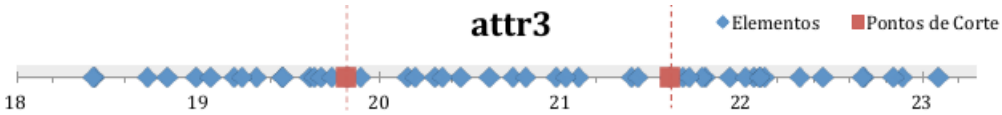
Utilizando como exemplo a tabela 1 será utilizada a técnica de discretização por frequências iguais - EFD - e divisão de números de faixas igual a R=3. Na figura10 poderá ser vizualizado como é feita a discretização.

Através da figura 10 fica claro o conteúdo da faixa 1, contendo o valor inicial, 1(um), até o primeiro ponto de corte. Na faixa 2, o valor inicial é o primeiro número após o primeiro ponto de corte (término da faixa 1) até o segundo ponto de corte, incluindo o próprio ponto de corte. E na faixa 3 contém todos valores a partir do segundo ponto de



(a) Discretização em atr1

(b) Discretização em atr2



(c) Discretização em atr3

Figura 10 – Discretização de atributos utilizando EFD com R = 3 (Figura adaptada de Lopes (2014))

corte.

Tabela 2 – Base de Dados Modelo Discretizada

	atr1	atr2	atr3	classe		atr1	atr2	atr3	classe
1	3	3	3	2	26	1	1	1	3
2	1	2	2	1	27	1	1	1	1
3	3	3	3	2	28	3	1	2	1
4	2	1	1	3	29	3	2	1	1
5	3	3	3	2	30	1	1	1	3
6	1	2	3	1	31	3	3	2	2
7	2	1	2	3	32	2	1	3	3
8	1	3	1	2	33	2	3	1	2
9	3	3	3	2	34	2	1	3	3
10	2	1	3	3	35	1	3	2	2
11	2	1	2	3	36	2	3	1	2
12	3	1	1	1	37	1	2	3	1
13	1	2	1	1	38	2	2	2	1
14	2	3	2	2	39	1	1	2	1
15	1	1	2	1	40	1	3	2	2
16	3	2	3	2	41	2	2	1	1
17	1	3	1	2	42	2	2	1	1
18	3	1	2	1	43	3	3	3	2
19	3	2	2	1	44	1	2	1	1
20	1	3	1	2	45	3	3	2	2
21	3	3	3	2	46	3	2	3	1
22	3	1	3	3	47	2	2	3	1
23	3	1	2	3	48	3	2	3	1
24	3	2	2	1	49	3	3	3	2
25	2	3	2	2	50	2	2	1	1

Tabela 3 – Valores das faixas com R=3 da Base de Dados Modelo

	Faixa 1	**Faixa 2**	**Faixa 3**
atr1	[1.03 ∼1.44]	] 1.44 ∼1.74]	] 1.74 ∼2.09]
atr2	[39.67 ∼67.66]	] 67.66 ∼88.36]	] 88.36 ∼108.36]
atr3	[18.42 ∼19.82]	] 19.82 ∼21.61]	] 21.61 ∼23.09]

A tabela 2 é o resultado após a discretização de todos os atributos. Para cada base de dados será definido o número de faixas de acordo com a configuração inicial antes da execução. Nessa configuração do sistema o número de faixas serve para toda a base de dados e não para cada atributo, então nesse exemplo o valor de $R = 3$ conforme figura 10, onde R é o número de faixas a ser dividido tanto no **atr1** como também no **atr2** e **atr3** possuem os valores conforme tabela 3.

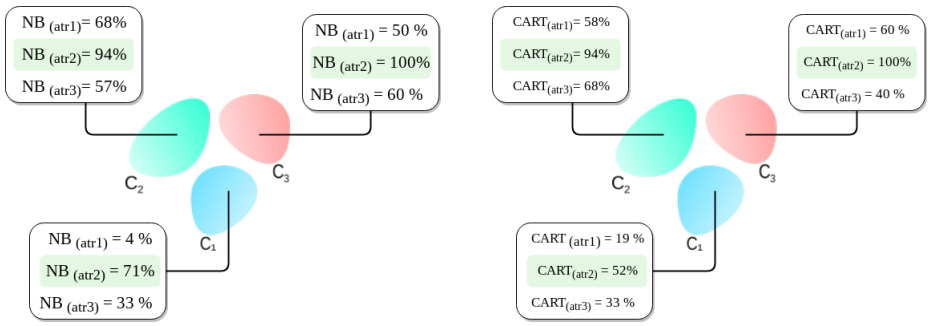
3.4.2 Processo (II) - Algoritmos Supervisionados

Ao chegar nessa etapa, Processo (II) da figura 7, já se tem uma base discretizada e clusters formados como visto na tabela 2. A partir desta etapa é feita a execução do algorimo de aprendizado supervisionado obtendo como saída um valor, em porcentagem, informando o grau de correlacionamento entre os atributos. Este valor irá compor uma matriz denominada de **Atributos Importantes**, cujo função é armazenar o resultado da execução dos algoritmos utilizando a técnica de correlação de atributos.

O algoritmo irá selecionar cluster por cluster, percorrendo todos os atributos destes clusters, onde a cada iteração um atributo será a classe da vez. Nesse exemplo, primeiramente o atributo **atr1** será classe, e os demais irão participar como entrada junto ao algoritmo, e verificar seu grau de importância entre eles. Depois o atributo **atr2** irá ser classe, e depois o **atr3**, fechando o ciclo de todos os atributos do cluster. Como visualizado na figura 8.

A cada aplicação do algoritmo supervisionado é armazanado para cada cluster $c_i(atr)$ os valores de relevância dos atributos representada por uma porcentagem de acerto. O algoritmo será executado o mesmo número de vezes do número de atributos existente na base de dados, pois a cada iteração um atributo se torna um atributo classe, consequentemente é gerado seu valor de relevância em porcentagem. Quanto maior sua porcentagem, mais bem correlacionado é o atributo em relação aos demais (figura 11).Portanto esse atributo poderá resumir as características do problema, podendo ser considerado atributo mais relevante, e conseguinte escolhido como rótulo.

Na figura 11a mostra o resultado da execução do Naive Bayes trabalhando com a base modelo (tabela 2) exibindo os resultados em porcentagem de acerto de cada atributo em relação aos demais. O mesmo acontece com a figura 11b onde é aplicado um algorimo de Árvore de Decisão - CART - exibindo o resultado de todas as taxas de acerto, em



(a) Execução do Naive Bayes

(b) Execução do algorimo de Árvore de Decisão

Figura 11 – Resultado dos Algoritmos

porcentagem, dos atributos de seus respectivos clusters.

Uma forma de eliminar uma possível ambiguidade entre os clusters foi adicionar na implementação uma variável V. Essa variável é utilizada para seleção dos atributos rótulos de um clusters, caso aconteça dos rótulos se repetirem em clusters diferentes. Logo, todos os atributos que tiverem até uma diferença V em relação ao atributo de maior taxa de acerto, expresso em porcentagem, serão escolhidos como rótulo. Isto posto, se o atributo de maior taxa de acerto possuir 90%, e o $V = 10\%$ então todos outros atributos que tiverem valores a partir de 80% são selecionados como rótulo do cluster.

O valor da variável V é subjetivo e irá ser arbitrado de acordo com os resultados em cada aplicação do algoritmo em um conjunto de dados. Nesse exemplo caso fosse utilizado a variância $V = 12$ na matriz de atributos importantes representada pela figura 11a, teriam os atributos, por clusters, $r_{c_i} : r_{c_1} = \{atr2\}$, $r_{c_2} = \{atr2\}$, $r_{c_3} = \{atr2\}$.

3.4.3 Processo (III) - Rotulação

No processo de rotulação os rótulos de cada cluster (c_i) serão compostos conforme o modelo 3.1.

$$r_{ci} = \{(a_1, [p_1, q_1]), ..., (a_{m^{(c_i)}},]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}])\} \tag{3.1}$$

Cada rótulo é composto pela tupla: atributo de maior relevância (matriz de atributos importantes) e a faixa de valor desse atributo que mais se repete. Na figura 11 os rótulos em destaque são os que possuem maior valor, ademais, cada atributo que faz parte do rótulo possui um vetor de valores, de onde será escolhido a faixa de maior ocorrência. Uma vez calculado e definido a faixa, será determinado os limites inferiores $(p_{m^{(c_i)}})$ e superiores $(q_{m^{(c_i)}})$ de acordo com a tabela discretizada (exemplo 3).

Por exemplo, utilizando a Base Modelo, mais especificamente o cluster 1 (c_1), cujo resultado é apresentado na figura 11a, o rótulo apresentado é o atributo **atr2** com a **faixa**

2, faixa esta encontrada após cálculo dos elementos de maior ocorrência, conforme descrito no parágrafo acima.

O rótulo apresentado ao final do processo terá a substituição do número da faixa pelos valores do intervalo conforme a tabela 3. Os rótulos dos clusters descrito neste exemplo - conforme figura 11a e figura 11b - aplicado na BD Modelo são:

- $r_{c_1} = (atr2,]67.66, 88.36])$;
- $r_{c_2} = (atr2,]88.36, 108.36])$;
- $r_{c_3} = (atr2, [39.67, 67.66])$;

Ou seja, a representação acima do rótulo informa que no rótulo do cluster 1 é uma tupla composta pelo atributo, **atr2**, e a faixa variando de valor maior que 67,66 até 88,36. No cluster 2 possui o rótulo composto também pelo atributo **atr2**, mas com faixa diferente, variando de um valor maior que 88,67 até 108,36. E por último o rótulo do cluster 3 com a faixa variando de 39,67 até 67,66.

Uma vez terminado o processo (III) de rotulação, o fluxo *b* da figura 7, só será executado caso seja necessário testar outro algoritmo.

O algoritmo 1 exibe a rotina em forma de pseudocódigo para melhor entendimento.

Algorithm 1: Rotina de Rotulação

```
1  Carrega_valores_auxiliares(V, R, TipoDiscretização);
2  Carrega_BD;
3  Discretiza_BD;
4  Separa_em_clusters_de_acordo_com_classificação_BD;
5  while existir clusters do
6      while existir atributos do
7          atributo_classe=seleciona_nova_classe(atributos) ;
8          Aplica_algoritmo_supervisionado(atributo_classe, atributos_naoClasse);
9          Calcula_matriz_de_porcentagem_de_acertos;
10     if V!=0 then
11         Carrega_atributos_importantes_considerando_V;
12     Associa_valores_aos_intervalos;
13 Exibe_rótulos_todos_clusters;
```

4 Resultados

Foram realizados testes com algumas bases de dados da UCI Machine Learning[1], um repositório de dados a serviço da comunidade de aprendizado de máquina. Criado por estudantes de pós-graduação na UC Irvine em 1987 e até hoje é utilizado não só por estudantes mas também por educadores e pesquisadores como fonte primária de aplicações de aprendizado de máquina.

As bases de dados foram escolhidas não só por critério comparativo de outros trabalhos que também já as utilizaram servindo de referência para os resultados, como também, um cuidado de só escolher bases que estão classificadas, uma vez que esta pesquisa trabalhará com os clusters já formados e não na criação de grupos.

A divisão deste capítulo iniciará por uma explanação da implementação do trabalho explicando as ferramentas utilizadas no desenvolvimento, e quais configurações de algumas variáveis. Cada base de dados utilizada é destacada por uma seção, onde cada seção refere-se a uma base de dados, sendo esta, dividida em subseções para cada algoritmo utilizado: Naive Bayes e CART.

4.1 Implementação

Para gerar os resultados aqui escritos foram realizadas implementações utilizando a ferramenta MATLAB[2], sendo possível utilizar suas funções de aprendizado de máquina já implementadas na *Statistics and Machine Learning Toolbox* . Por aprensentar linguagem técnica e funcões já prontas direcionada para aprendizado de máquina essa ferramenta foi escolhida para colocar em prática essa pesquisa.

Ao longo da pesquisa foram realizados vários testes, porém, houveram alterações de algumas variáveis e métodos de discretização, sempre com o objetivo de obter os melhores resultados. Essas alterações, dependendo da base de dados utilizadas fazem as seguintes modificações na variável “V”, na quantidade de faixas “R” e métodos de discretização “EWD,EFD”.

Como dito na subseção 3.4.2 a variação V existe para evitar a ambiguidade dos rótulos, ou seja, quando rótulos apresentarem os mesmos resultados: atributo e faixa de valor. Além de evitar a ambiguidade dos rótulos a variável V pode ser utilizada também para selecionar mais de um atributo para ser o rótulo do cluster.

É importante ressaltar a criação da tabela de correlação de atributos (Matriz de

[1] http://archive.ics.uci.edu/ml/
[2] http://www.mathworks.com/products/matlab/ ; versão: R2016a(9.0.0.341360); 64-bit (glnxa64)

Atributos Importantes). Essa tabela é implementada conforme a técnica de correlação entre atributos com algoritmos supervisionados, seção 3.4.2, onde cada célula da tabela é preenchida através da execução de um algoritmo supervisionado. Estas execuções são realizadas em todos os atributos da cada cluster existente na base de dados.

Após a tabela preenchida, o atributo rótulo será selecionado a partir do maior valor em relação aos outros atributos do grupo, que é representado pela linha da tabela (matriz de atributos). Também poderá ser selecionado como rótulo os atributos que possuam o valor entre a diferença de V com o atributo de maior valor (mais relevante). Por exemplo, se o valor de $V = 5\%$ e o atributo de maior valor é **95%**, então todos os atributos que possuírem o valor a partir de **90%** serão considerados rótulos também.

A cada base de dados descritas nas seções seguintes, são configuradas algumas variáveis, método de discretização e implementado dois algoritmos de aprendizado supervisionado com paradigmas diferentes para fazer rotulação. Cada algoritmo terá como resultado o rótulo por cluster de dados.

4.2 Seeds - Identificação de Tipos de Semente

Essa base pertence a UCI Machine Learning, e composta por sete atributos definindo suas características e mais um atributo classe responsável por identificar os tipos de sementes (CHARYTANOWICZ et al., 2010). Em seus atributos seus valores são todos contínuos e não existem valores em branco, possuindo um total de 210 registros classificados em três categorias:

- 70 elementos do tipo Kama;
- 70 elementos do tipo Rosa;
- 70 elementos do tipo Canadian.

Para classificar as sementes, como Kama, Rosa e Canadian foi utilizada uma técnica de raio X, que é relativamente mais barata que outras técnicas de imagem, como microscopia ou tecnologia a laser. O material foi colhido de campos experimentais, explorados no Instituo de Agrofísica da Academia Polonês de Ciências em Lublin.

Como já mencionado neste capítulo, na seção 4.1, antes de executar o algoritmo algumas configuração são necessárias. A primeira, é a configuração do método de discretização para o tipo EFD, e a segunda é a divisão dos valores dos atributos em faixas, com $R = 3$ para todos os atributos. Tanto a discretização como o valor do número de faixas foram testados e escolhidos para alcançar melhores resultados.

Tabela 4 – Resultado da rotulação com o algoritmo Naive Bayes

Cluster	Rótulos		Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
	Atributos	Faixa			
1	area	] 12.78 ∼ 16.14]	92%	14	80%
2	area	] 16.14 ∼ 21.18]	95%	6	91,4%
3	perimetro	[12.41 ∼ 13.73]	95%	5	92,8%

4.2.1 Naive Bayes

Na tabela 4 é apresentado os resultados de rotulação do algoritmo Naive Bayes. Essa tabela é composta por colunas que informam os **Clusters**, **Rótulos** que integram **Atributo** e sua **Faixa** de valor, além da coluna **Relevância** exibida em porcentagem, bem como as colunas **Fora da Faixa** e **Acurácia Cluster** que exibem a quantidade de elementos que não estão dentro da faixa designada pelo do rótulo encontrado, e a acurácia do cada cluster respectivamente.

A coluna **Relevância** demonstra o maior valor entre os atributos de cada cluster, e caso esses valores sejam ambíguos, serão exibidos na coluna todos estes atributos. Para ter maior clareza na escolha desses atributos foi inseridaa a tabela 5 que exibem os valores de correlação entre eles.

Já na coluna, **Fora da Faixa**, tem a função de exibir, em números, a quantidade de valores que não estão participando da faixa definida pelo rótulo. Através de experimentos percebeu-se o mérito de apresentar em números a quantidade de elementos que não estão sendo representados pelo rótulo gerando mais realidade as informações, ao invés de exibir em porcentagem.

Na última coluna, **Acurácia Cluster**, apresenta em porcentagem o grau de acerto, por cluster, dos registros que são representados pelo rótulo. Foi possível expor estas informações visto que cada cluster já apresenta a quantidade e quais registros fazem parte de cada cluster.

Analisando a coluna Rótulos da tabela 4, nota-se que o atributo **area** aparece tanto no cluster 1 como também no cluster 2. A rotulação de dados envolve não só o atributo mais relevante, como também, a faixa de valores que mais se repete dentro do atributo. Nesse caso pode-se observar que na coluna **Atributo** o atributo **area** se repete entre os cluster 1 e 2, mas no cluster 1 a faixa de valores difere do cluster 2, sendo considerados rótulos distintos.

A tabela 5 é um exemplo da matriz de atributos importantes gerada pela técnica de correlação entre atributos. É formada por clusters representado pelas linhas, e atributos representado por colunas, onde esses valores são representados em porcentagem (%).

Essa tabela é fruto da aplicação do Naive Bayes na base de dados **Seeds**, e a partir dela é retirado o(s) atributo(s) rótulo(s). Uma análise pode ser feita através desses dados

Tabela 5 – Resultado da Correlação dos atributos pelo Naive Bayes; Legenda dos Atributos: (A)area, (B)perimetro, (C)compacteness, (D)Lkernel, (E)Wkernel, (F)asymetry, (G)lkgroove

		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	92.8	87.1	50.0	75.7	85.7	60.0	65.7
	2	95.7	91.4	47.1	92.8	90.0	28.5	85.7
	3	91.4	95.7	71.4	85.7	91.4	64.2	58.5

e ajudar a definir um valor para a variável V caso necessário. Percebe-se que algumas características são mais bem correlacionadas que outras, através dos valores mais altos indicando o grau de relacionamento entre os atributos após a aplicação do algoritmo.

Tabela 6 – Resultado de 4 (quatro) execuções do algoritmo Naive Bayes; Legenda dos Atributos: (A)area, (B)perimetro, (C)compacteness, (D)Lkernel, (E)Wkernel, (F)asymetry, (G)lkgroove

(a) 1a. Execução

1a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	92.8	87.1	48.5	77.1	82.8	57.1	65.7
	2	94.2	90.0	45.7	92.8	90.0	38.5	87.1
	3	91.4	95.7	72.8	85.7	91.4	64.2	60.0

(b) 2a. Execução

2a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	92.8	87.1	47.1	77.1	87.1	60.0	65.7
	2	94.2	90.0	47.1	92.8	91.4	32.8	87.1
	3	91.4	95.7	72.8	85.7	92.8	64.2	60.0

(c) 3a. Execução

3a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	94.2	85.7	48.5	77.1	82.8	61.4	65.7
	2	92.8	90.0	50.0	92.8	90.0	32.8	87.1
	3	91.4	95.7	72.8	85.7	92.8	64.2	60.0

(d) 4a. Execução

4a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	91.4	88.5	54.2	75.7	85.7	62.8	61.4
	2	95.7	90.0	50.0	92.8	90.0	38.5	85.7
	3	91.4	95.7	72.8	85.7	94.2	64.2	57.1

Para provar empiricamente os resultados, na tabela 6 é exposto 4 (quatro) execuções do Algoritmo Naive Bayes. Pode-se constatar que mesmo havendo algumas alterações nos

valores dos atributos em cada execução, a correlação entre os atributos não oferece muita alteração. Como exemplo, o atributo **area** nos clusters 1 e 2, possuem o melhor grau de correlacionamento em seus grupos, mesmo nas quatro execuções, como mostrado na tabela 6.

A informação passada pela tabela 6 tem a intensão de mostrar para o analista que estiver aplicando a rotulação de dados, como seus atributos se comportam em cada cluster, ao utilizar o método de rotulação de dados.

Segue abaixo o resultado do algoritmo Naive Bayes na base de dados **Seeds** com seus rótulos:

- $r_{c_1} = \{(area,]12.78 \sim 16.14])\}$
- $r_{c_2} = \{(area,]16.14 \sim 21.18])\}$
- $r_{c_3} = \{(perimetro, [12.41 \sim 13.73])\}$

4.2.2 CART

Na tabela 7, que segue o mesmo modelo da tabela 4, tem-se o resultado da aplicação do algoritmo supervisionado na base Seeds. O CART é utilizado pela toolbox do MATLAB como algoritmo de classificação de árvore de decisão. O que se pretende fazer é seguir a pesquisa e testar a base de dados com um paradigma diferente para fazer rotulação nos clusters.

Tabela 7 – Resultado da aplicação do algoritmo CART

	Rótulos				
Cluster	Atributos	Faixa	Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
1	perimetro	[13.73 ∼ 15.18]	94%	14	80%
2	area	] 16.14 ∼ 21.18]	98%	6	90%
	perimetro	] 15.18 ∼ 17.25]	98%	7	
3	wkernel	[2.63 ∼ 3.049]	97%	9	87,1%

Já na tabela 8 são exibidas algumas execuções do algoritmo CART na base de dados. O mesmo comportamento entre execuções pode ser visto no algoritmo de paradigma estatístico, subseção 4.2.1, realizado nessa pesquisa. O comportamento de ambos os algoritmos foram bem semelhantes, como também, seus valores nas execuções que não se alteraram muito a cada iteração.

O resultado da rotulação utilizando o algoritmo CART na base de dados **Seeds** tem como rótulos:

- $r_{c_1} = \{(perimetro,]13.73 \sim 15.18])\}$
- $r_{c_2} = \{(area,]16.14 \sim 21.18]), (perimetro,]15.18 \sim 17.25])\}$
- $r_{c_3} = \{(wkernel, [2.63 \sim 3.049])\}$

Tabela 8 – Resultado de 4 (quatro) execuções do algoritmo Naive Bayes; Legenda dos Atributos: (A)area, (B)perimetro, (C)compacteness, (D)Lkernel, (E)Wkernel, (F)asymetry, (G)lkgroove

(a) 1a. Execução

1a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	91.4	94.2	58.5	80.0	74.2	55.7	60.0
	2	98.5	98.5	50.0	90.0	88.5	41.4	90.0
	3	92.8	95.7	80.0	88.5	97.1	55.7	77.1

(b) 2a. Execução

2a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	91.4	94.2	62.8	78.5	81.4	61.4	57.1
	2	98.5	98.5	54.2	90.0	88.5	40.0	90.0
	3	92.8	95.7	80.0	88.5	97.1	60.0	77.1

(c) 3a. Execução

3a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	93.8	93.6	61.8	83.2	89.2	53.2	71.0
	2	98.2	98.3	61.9	93.0	90.5	25.2	90.1
	3	95.5	96.3	82.4	90.9	97.7	59.3	77.0

(d) 4a. Execução

4a. Execução		Atributos						
		A	B	C	D	E	F	G
Clusters	1	92.8	94.2	60.0	80.0	84.2	64.2	60.0
	2	98.5	98.5	47.1	91.4	90.0	42.8	88.5
	3	91.4	95.7	80.0	88.5	97.1	55.7	77.1

4.3 Iris - Identificação de Tipos de Plantas

A base de dados **Iris**, também pertencente a UCI Machine Learning, é muito conhecida em outras pesquisas Lopes (2014), Filho (2015), como também na literatura em reconhecimentos de padrões, por utilizar classes de plantas bem definidas. Contêm 3 classes de 50 instâncias cada, totalizando 150 registros de amostra de plantas. O atributo classe classifica o tipo de planta em 3 tipos (FISHER, 1936):

- 50 elementos da classe Iris-setosa ;
- 50 elementos da classe Iris-versicolour;
- 50 elementos da classe Iris-virginica.

Os atributos correspondentes são comprimento da sepala - SL, largura da sepala - SW, comprimento da pétala - PL e largura da pétala - PW. Através dessas características

há uma classificação para dizer qual tipo de planta.

Para alcançar os resultados do algoritmo na base de dados, foram aplicadas algumas configurações. Estas configurações foram o método de discretização, tipo EFD, seção 2.2.2, e a divisão em três faixas de valores $R = 3$ para todos os atributos, e inserido o valor de variação $V = 0\%$, tabela 10.

Seguindo a análise, semelhante da base de dados anterior, serão realizados testes utilizando os algoritmos, Naive Bayes e CART. Seus resultados serão exibidos em tabelas. Também foi posto nas tabelas 10 e 12 os resultados da técnica de correlações entre os atributos de cada grupo, servindo de informação para decisão do valor de V, caso fosse necessário. E também apresentado os resultados de outras iterações de cada algoritmo, para mostrar o comportamento dos atributos entre eles no grupo.

4.3.1 Naive Bayes

Através da tabela 9 os resultados da rotulação são exibidos após a aplicação do algoritmo. Com essa base de dados nota-se que no cluster 1 houve um acerto de 100% da rotulação. O cluster 2 e cluster 3 obtiveram rótulos distintos, cada um com com grau de relevância acima de 80% em relação aos outros atributos de cada grupo.

Tabela 9 – Resultado da aplicação do algoritmo Naive Bayes

	Rótulos				
Cluster	Atributos	Faixa	Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
1	petallength	[1.0 ∼ 3.7]	100%	0	100%
	petalwidth	[0.1 ∼ 1.0]	100%	0	
2	petallength	] 3.7 ∼ 5.1]	84%	7	86%
3	petalwidth	] 1.7 ∼ 2.5]	90%	5	90%

A porcentagem representada na coluna de relevância não pode ser analisada isoladamente. Para isso a tabela 10 possui os valores de correlação de todos os atributos. Todos os números estão representados em porcentagem para melhor análise do grau de relacionamento entre os outros atributos.

Na tabela 10 foram inseridas quatro resultados de execuções do algoritmo. Foi escolhida na tabela 10a a 1a. execução para montar a tabela de rótulos, tabela 9. A partir dessas execuções o pesquisador poderá arbitrá sobre o valor de V para melhor adaptá-lo a base. Das várias execuções expostas na tabela 10, percebe-se que não há muita diferença entre os valores de cada execução. Isso mostra um padrão de valores de acordo com a base. No caso da 1a. execução (tabela 10a) os valores escolhidos como rótulo estão destacados em cada cluster.

Os rótulos com o algoritmo Naive Bayes na base de dados **Iris** são dados abaixo:

- $r_{c_1} = \{(petallength, [1.0 \sim 3.7]), (petalwidth, [0.1 \sim 1.0])\}$

Tabela 10 – Resultado (em %) de 4 (quatro) execuções do algoritmo Naive Bayes; Legenda dos Atributos: (SL)sepallength, (SW)sepalwidth, (PL)petallength, (PW)petalwidth

(a) 1a. Execução

1a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	**100**	**100**
	2	72	76	**84**	82
	3	76	74	68	**90**

(b) 2a. Execução

2a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	72	76	88	84
	3	70	74	70	90

(c) 3a. Execução

3a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	72	74	84	84
	3	74	74	68	90

(d) 4a. Execução

4a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	72	74	86	82
	3	70	74	70	92

- $r_{c_2} = \{(petallength,]3.7 \sim 5.1])\}$
- $r_{c_3} = \{(petalwidth,]1.7 \sim 2.5])\}$

4.3.2 CART

A aplicação do algoritmo CART na base de dados **Iris** gerou a tabela 11 como resultado, e ao examinar pode-se observar uma semelhança com a subseção anterior onde foi aplicado o Naive Bayes.

Tabela 11 – Resultado da aplicação do algoritmo CART

Cluster	Rótulos		Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
	Atributos	Faixa			
1	petallength	[1.0 ∼ 3.7]	100%	0	100%
	petalwidth	[0.1 ∼ 1.0]	100%	0	
2	petalwidth	] 1.0 ∼ 1.7]	90%	8	84%
3	petalwidth	] 1.7 ∼ 2.5]	90%	5	90%

Ao observar a tabela 11 percebe-se que o resultado de rotulação no cluster 1 e 3 são idênticos ao do algoritmo apresentado anteriormente, mas no cluster 2 o rótulo é diferenciado pelo atributo petalwidth que atinge valores mais altos em todas as execuções, como mostra a tabela 12.

Segue abaixo os rótulos na base de dados **Iris** aplicado pelo algoritmo CART:

- $r_{c_1} = \{(petallength, [1.0 \sim 3.7]), (petalwidth, [0.1 \sim 1.0])\}$
- $r_{c_2} = \{(petalwidth,]1.0 \sim 1.7])\}$
- $r_{c_3} = \{(petalwidth,]1.7 \sim 2.5])\}$

Tabela 12 – Resultado de 4 (quatro) iterações do algoritmo CART; Legenda dos Atributos: (SL)sepallength,(SW)sepalwidth,(PL)petallength,(PW)petalwidth

(a) 1a. Execução

1a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	**100**	**100**
	2	74	76	88	**90**
	3	68	68	74	**90**

(b) 2a. Execução

2a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	74	76	88	90
	3	70	70	74	90

(c) 3a. Execução

3a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	72	74	84	84
	3	74	74	68	90

(d) 4a. Execução

4a. Execução		Atributos			
		SL	SW	PL	PW
Clusters	1	80	68	100	100
	2	72	74	86	90
	3	68	66	78	90

4.4 Glass - Identificação de Tipos de Vidros

Essa base ficou conhecida por Vina Spiehler, Ph.D. da DABFT Diagnostic Products Corporation, onde conduzio pesquisas e testes de comparação em seu sistema baseado em regras determinando, se o tipo de vidro era temperado ou não. Institutos de investigação criminológica motivaram os estudos de classificação de tipos de vidros, porque em uma cena de crime, uma classificação de tipos de vidro corretamente identificada pode ser utilizada como prova, ajudando diretamente na investigação (EVETT; SPIEHLER, 1988).

Possui um total de 214 instancias, caracterizados por 9 atributos (RI, Na, Mg, Al, Si, K, Ca, Ba e Fe), sendo que o atributo **RI** indica o índice de refração, e quanto aos demais atributos são valores correspondentes a porcentagem do óxido.

Os tipos de vidro (atributo classe) foram divididos em 7 grupos distintos:

- 1 janelas de construção - vidro temperado: 70 registros
- 2 janelas de construção - vidro não-temperado: 76 registros
- 3 janelas de veículos - vidro temperado: 17 registros
- 4 janelas de veículos - vidro não-temperado: 0 registro
- 5 recipientes: 13 registros
- 6 louças de mesa: 9 registros
- 7 lâmpadas: 29 registros

Para execução dos algoritmos foram definidos a quantidade de faixas (R) que serão divididos os valores dos atributos, qual o método de discretização e o valor de variação V

caso haja ambiguidade. Nos teste desenvolvidos nesta pesquisa os valores de referência foram, $R = 3$ para o número de faixas, o método de discretização EWD e o valor $V = 0\%$.

4.4.1 Naive Bayes

Ao observar a tabela 13 percebe-se que a coluna **Relevância** obteve porcentagens altas, ressaltando nos rótulos de cada grupo os atributos que mais bem se relacionaram. E em específico no **cluster 5** atributo **Na**, o valor da coluna de **Relevância = 100%**, mas na coluna, **Fora da Faixa**, apresentam 2(dois) elementos que não estão sendo representados pelo rótulo.

Essa situação dita no parágrafo acima segue a Definição 3, mas é um exemplo prático que não aconteceu em outros testes das outras bases de dados, e por isso segue um esclarecimento. A definição é que cada rótulo específico é dado por um conjunto de pares de valores, tendo como saída um vetor com atributo e seu respectivo intervalo, $r_{ci} = \{(a_1, [p_1, q_1]), ..., (a_{m^{(c_i)}},]p_{m^{(c_i)}}, q_{m^{(c_i)}}])\}$ capaz de melhor expressar o cluster c_i. Então caso a coluna **Relevância** seja igual a 100%, isso não implica que todos os elementos tenham que estar dentro da faixa $p_{m^{(c_i)}}$ (limite inferior) e $q_{m^{(c_i)}}$ (limite superior), e sim, a maioria dos elementos, mostrando que o rótulo é capaz de melhor representar o cluster.

Além de apresentar dados desbalenceados o **Cluster 5** apresentado na tabela 13 conta com o total de nove elementos, e entre estes, nenhum participa da 1a. faixa, dois estão na 2a. faixa e os restantes (sete) estão na 3a. faixa. Dessa maneira justifica-se o porquê dos dois elementos estarem de fora do rótulo, pois a faixa rótulo escolhida é a 3a. faixa, onde contém a maioria dos elementos, por conseguinte, escolhida para representar o rótulo.

Os resultados da tabela 14, assim como nos resultados de bases anteriores, indicam uma sequência de execuções onde é possível observar o comportamento das variáveis que são escolhidas como rótulo. Nestes exemplos fica claro que não foi necessária a utilização de uma variação V para a escolha dos rótulos, logo porque não houve ambiguidade entre eles. Por outro lado, quando testes utilizaram o outro método de discretização, EFD, retornaram rótulos ambíguos obrigando o uso da variação V. Em consequencia disto foi definindo o método de discretização EWD como padrão para a rotulação de dados.

De acordo com a aplicação do Naive Bayes na base de dados **Glass** os rótulos são os seguintes:

- $r_{c_1} = \{(Mg, [2.245 \sim 4.490]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_2} = \{(K, [0.0 \sim 1.5525])\}$
- $r_{c_3} = \{(Mg, [2.245 \sim 4.490]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ca, [8.12 \sim 10.81]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_4} = \{(Al, [1.0925 \sim 1.895]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_5} = \{(Na, [14.055 \sim 17.380]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875]), (Fe, [0.0 \sim 0.1275])\}$

Tabela 13 – Resultado da aplicação do algoritmo Naive Bayes

Cluster	Rótulos		Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
	Atributos	Faixa			
1	Mg	[2.245 ∼ 4.490]	100%	0	100%
	K	[0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	
2	K	] 0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	100%
3	Mg	] 2.245 ∼ 4.490]	100%	0	100%
	K	] 0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	
	Ca	] 8.12 ∼ 10.81]	100%	0	
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	
4	Al	[1.0925 ∼ 1.895]	92%	4	69,2%
	K	[0.0 ∼ 1.5525]	92%	3	
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	92%	1	
5	Na	[14.055 ∼ 17.38]	100%	2	77,7%
	K	[0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	
	Fe	[0.0 ∼ 0.1275]	100%	0	
6	Fe	[0.0 ∼ 0.1275]	100%	0	100%

- $r_{c_6} = \{(Fe, [0.0 \sim 0.1275])\}$

4.4.2 CART

Ao utilizar o algoritmo CART logo percebe-se a semelhança com os resultados apresentados na subseção 4.4.1. Apesar dessa semelhança os **Clusters 4** e **5** tiveram diferenças nos resultados em comparação ao algoritmo Naive Bayes.

Ao verificar a **linha 4** da tabela 14 do Naive Bayes, correspondente ao **Cluster 4**, os atributos **Al, K, Ba** apresentaram sempre os mesmos valores, mas já na tabela 16, também na **linha 4** de cada execução, só o valor de **Ba** coincide já os outros atributos tiveram valores mais baixos, fazendo com que eles não participassem da composição do rótulo.

No **Cluster 5** o atributo **Na** não faz parte do rótulo, e diferente do Naive Bayes na tabela 14, verifica-se que os valores de **Na** são sempre 100% de correlação entre os outros atributos. No CART os valores apresentados de **Na** nas execuções da tabela 16, **linha 5**, são abaixo dos 78%. Na **1a. Execução** da tabela 16a os atributos que compõem o rótulo do **Cluster 5** apresentam também 100%, portanto qualquer atributo com valor abaixo de 100% não será escolhido para compor o rótulo.

De acordo com a aplicação do CART na base de dados **Glass** os rótulos são os seguintes:

- $r_{c_1} = \{(Mg, [2.245 \sim 4.490]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_2} = \{(K, [0.0 \sim 1.5525])\}$

Tabela 14 – Resultado de 4 (quatro) execuções do algoritmo Naive Bayes.

(a) 1a. Execução

1a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	87.1	92.8	100	81.4	82.8	100	90.0	100	78.5
	2	65.7	86.8	85.5	82.8	56.5	100	73.6	98.6	61.8
	3	82.3	82.3	100	76.4	58.8	100	100	100	82.3
	4	84.6	69.2	30.76	92.3	76.9	92.3	76.9	92.3	69.2
	5	77.7	100	33.3	66.6	44.4	100	55.5	100	100
	6	58.6	79.3	79.3	72.4	79.3	93.1	93.1	13.7	100

(b) 2a. Execução

2a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	87.1	92.8	100	81.4	81.4	100	90.0	100	78.5
	2	65.7	92.1	88.1	82.8	63.1	100	72.3	97.3	61.8
	3	72.4	82.3	100	76.4	47	100	100	100	82.3
	4	84.6	69.2	23	92.3	76.9	92.3	76.9	92.3	61.5
	5	77.7	100	33.3	66.6	44.4	100	55.5	100	100
	6	58.6	79.3	79.3	68.9	79.3	93.1	93.1	17.2	100

(c) 3a. Execução

3a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	87.1	92.8	100	81.4	84.2	100	90.0	100	78.5
	2	68.4	89.4	86.8	84.2	60.5	100	72.3	98.6	64.4
	3	76.4	82.3	100	76.4	52.9	100	100	100	82.3
	4	84.6	69.2	23	92.3	76.9	92.3	76.9	92.3	76.9
	5	77.7	100	33.3	66.6	44.4	100	55.5	100	100
	6	58.6	79.3	79.3	68.9	79.3	93.1	89.6	13.7	100

(d) 4a. Execução

4a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	87.1	92.8	100	81.4	84.2	100	90.0	100	78.5
	2	65.7	90.7	86.8	82.8	59.2	100	76.3	98.6	63.1
	3	76.4	82.3	100	76.4	52.4	100	100	100	82.3
	4	84.6	53.8	23	92.3	76.9	92.3	76.9	92.3	69.2
	5	77.7	100	33.3	66.6	44.4	100	55.5	100	100
	6	58.6	82.7	79.3	72.4	79.3	93.1	82.7	6.8	100

- $r_{c_3} = \{(Mg, [2.245 \sim 4.490]), (K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ca, [8.12 \sim 10.81]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_4} = \{(Ba, [0.0 \sim 0.7875])\}$
- $r_{c_5} = \{((K, [0.0 \sim 1.5525]), (Ba, [0.0 \sim 0.7875]), (Fe, [0.0 \sim 0.1275])\}$
- $r_{c_6} = \{(Fe, [0.0 \sim 0.1275])\}$

Tabela 15 – Resultado da aplicação do algoritmo CART

Cluster	Rótulos		Relevância(%)	Fora da Faixa	Acurácia Cluster(%)
	Atributos	Faixa			
	Mg	[2.245 ∼ 4.490]	100%	0	
1	K	[0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	100%
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	
2	K	] 0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	100%
	Mg	] 2.245 ∼ 4.490]	100%	0	
	K	] 0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	
3	Ca	] 8.12 ∼ 10.81]	100%	0	100%
	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	
4	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	92%	1	92,3%
	K	[0.0 ∼ 1.5525]	100%	0	
5	Ba	[0.0 ∼ 0.7875]	100%	0	100%
	Fe	[0.0 ∼ 0.1275]	100%	0	
6	Fe	[0.0 ∼ 0.1275]	100%	0	100%

Tabela 16 – Resultado de 4 (quatro) execuções do algoritmo CART.

(a) 1a. Execução

1a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	88.5	90.0	100	92.8	84.2	100	92.8	100	75.7
	2	72.3	82.8	94.7	82.8	71.0	100	77.6	98.6	68.4
	3	76.4	70.5	100	47.0	76.4	100	100	100	76.4
	4	69.2	84.6	76.9	61.5	69.2	76.9	76.9	92.3	84.6
	5	77.7	77.7	44.4	66.6	66.6	100	55.5	100	100
	6	72.4	75.8	68.9	72.4	75.8	86.2	86.2	51.7	100

(b) 2a. Execução

2a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	85.7	87.1	100	92.8	84.2	100	92.8	100	74.2
	2	76.3	86.8	96.0	82.8	64.4	100	76.3	98.6	68.4
	3	76.4	82.3	100	47.0	76.4	100	100	100	76.4
	4	76.9	84.6	76.9	69.2	69.2	76.9	76.9	92.3	84.6
	5	77.7	77.7	44.4	66.6	66.6	100	55.5	100	100
	6	72.4	75.8	65.5	72.4	75.8	93.1	93.1	51.7	100

(c) 3a. Execução

3a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	88.5	85.7	100	92.8	84.2	100	92.8	100	75.7
	2	71.1	80.2	94.7	78.9	68.4	100	78.9	98.6	65.7
	3	76.4	82.3	100	58.8	76.4	100	100	100	82.3
	4	76.9	84.6	76.9	61.5	69.2	76.9	76.9	92.3	84.6
	5	77.7	77.7	44.4	66.6	66.6	100	55.5	100	100
	6	72.4	68.9	65.9	68.9	75.8	89.6	93.1	55.1	100

(d) 4a. Execução

4a. Exec		Atributos								
		RI	Na	Mg	Al	Si	K	Ca	Ba	Fe
Clusters	1	88.7	87.1	100	92.8	84.2	100	92.8	100	75.7
	2	78.9	84.2	94.7	81.5	69.7	100	76.3	98.6	65.7
	3	76.4	82.3	100	64.7	76.4	100	100	100	76.4
	4	76.9	84.6	61.5	69.2	69.2	76.9	76.9	92.3	84.6
	5	77.7	77.7	44.4	66.6	66.6	100	55.5	100	100
	6	72.4	68.9	68.9	68.9	75.8	93.1	93.1	51.7	100

5 Conclusões, Trabalhos Futuros e Cronograma

Este capítulo abordará as conclusões dessa proposta de mestrado referentes aos resultados do capítulo 4, bem como uma seção de Trabalhos Futuros e Cronograma. Na seção de Conclusão serão feitas considerações finais dos resultados de cada base de dados apresentadas, e logo após, em Trabalhos Futuros tem a pretenção de melhorar e expandir tudo que fora realizado nesta pesquisa, e expor que existe uma continuidade para todo esse estudo aqui elaborado. Já no Cronograma, será criado uma tabela temporal onde esta será divida em meses e tarefas definindo os passos a serem seguidos até a conclusão da dissertação.

5.1 Conclusão

No capítulo 4 foram aplicados algoritmos supervisionados em algumas bases de dados a fim de provar se o problema de rotulação de dados mencionado por este trabalho foi solucionado. Uma vez conhecido o problema, foi executado dois algoritmos supervisionados servindo de amostra para provar que era possível fazer rotulação de dados com estes algoritmos (Naive Bayes e CART), tema deste trabalho. E já comparando ao trabalho de rotulação de clusters elaborado por Lopes (2014) utilizando o algoritmo de Redes Neurais, este estudo demonstra de forma empírica a execução de outros algoritmos com paradigmas diferentes, para provar que essa técnica também funciona com outros algoritmos supervisionados testados.

Como o cerne da pesquisa é a rotulação de dados, foram apresentados dois algoritmos com paradigmas diferentes, e em ambos, suas execuções nas bases de dados resultaram em respostas satisfatórias no âmbito da rotulação. Embora os rótulos encontrados em cada base de dados não tenham sido totalmente idênticos, tanto um algoritmo como outro mostraram semelhanças em vários rótulos gerados, como exemplo das bases IRIS e GLASS.

O processo de rotulação é composto por um, ou vários atributos, de maior relevância entre eles junto com sua(s) faixa(s) de valor(es) que mais se repetem, contéudo já visto na subseção 3.4.3. Seguindo esse modelo foram adicionadas a cada resultado tabelas mostrando em porcentagem o grau de correlacionamento entre os atributos. Essas tabelas tem como objetivo de passar o comportamento dos atributos através da aplicação da técnica de correlação entre eles na escolha do atributo rótulo.

No modelo de resolução proposto foi inicialmente utilizado na base de dados Seeds o

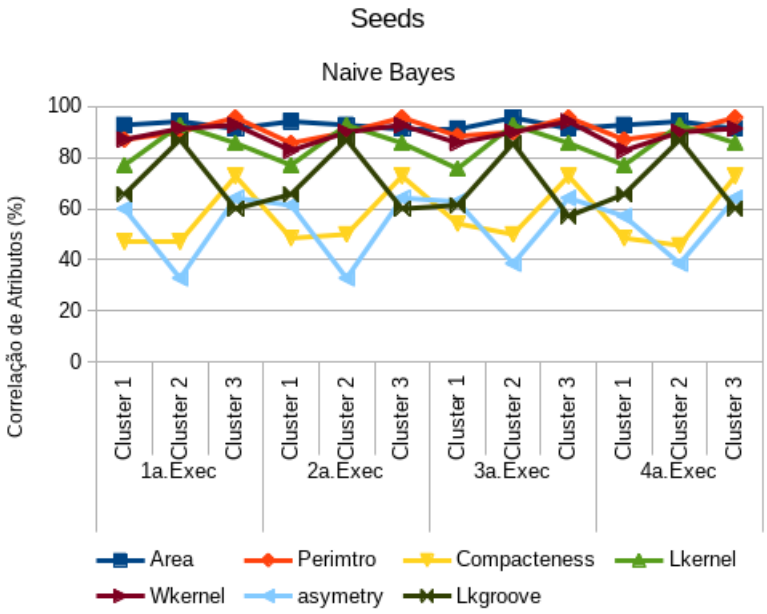
algoritmo Naive Bayes (seção 4.2.1). Onde inicialmente foi escolhido um ou vários atributos que tiveram maior valor no resultado da aplicação da técnica de correlação dos atributos na tabela 6. Após a escolha do atributo que fará parte do rótulo, o segundo passo é a escolha da faixa de valores do atributo. Essa segunda etapa é dependente totalmente da discretização, visto na seção 2.2, e independente da primeira etapa. O método é capaz de gerar a faixa de maior repetição de valores de qualquer atributo, mas nesta pesquisa a faixa escolhida é do atributo rótulo. Para ter mais confiabilidade no rótulo o método escolhe a faixa de valores que mais se repetem. No caso desse algoritmo o resultado na tabela 4 consegue provar uma boa eficiência, pois em cada 70 elementos do cluster 1, somente 14, ficaram de fora dessa faixa. No cluster 2, somando os dois atributos rótulos tem-se 12 elementos que não estão dentro da representatividade do rótulo. Outro valor pequeno em relação aos 70 elementos. E no cluster 3, somente 5 elementos não estão dentro da faixa considerada rótulo.

No cenário da execução do algoritmo CART, os resultados foram diferentes dos apresentados pelo Naive Bayes, mas nem por isso foram insatisfatórios. Contudo uma breve análise sobre as execuções das tabelas 6 e 8 podem ser observadas nos gráficos da figura 12. O comportamento dos valores do correlacionamento dos atributos ao longo das execuções mostram-se equilibradas, figura 12b. O gráfico do CART tem um movimento semelhante ao do aplicado do Naive Bayes (figura 12a), embora a variável **asymetry** saia um pouco do padrão nada alterou nos rótulos, pois seus valores são baixos, contudo o valor de **perimetro** ficou bastante encostado ao valor da **area**, fazendo o rótulo **perimetro** aparecer nos grupos 1 e 2. E também só não foi escolhido pelo grupo 3 , pois a variável **Wkernel** estava com valor mais alto. E no gráfico percebe-se que **Wkernel** mantém valores altos em todas as execuções do grupo 3.

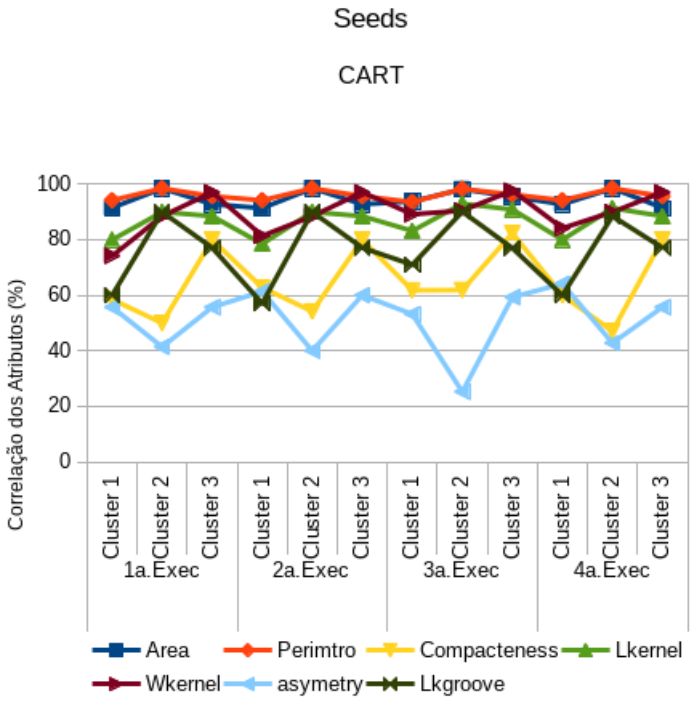
De acordo com o exposto no parágrafo anterior pode-se dizer sobre os resultados que o Naive Bayes acabou sendo um pouco melhor, pois no que diz respeito ao número de elementos fora da faixa definida pelo rótulo, o CART acabou por ter mais elementos fora da faixa de rótulo comparado aos resultados do Naive Bayes. Isso implica dizer que o rótulo deixa de representar mais elementos usando o CART ao invés do Naive Bayes, em outras palavras, o Naive Bayes representou mais elementos concordante com o rótulo do que o CART.

Já na base de dados IRIS, os dois algoritmos supervisionados testados apresentaram os mesmos rótulos nos clusters 1 e 3. Nos gráficos da figura 13 pode-se acompanhar como os valores dos atributos se comportam em seus clusters em quatro execuções.

Os algoritmos aplicados na base IRIS tem resultados nos gráficos bastantes semelhantes ao da base SEEDS, e logo percebe-se que a base IRIS contêm características que possuem mais atributos bem correlacionados em relação ao da base SEEDS, pois nenhum atributo possui valor abaixo da linha 65(%) de relacionamento entre eles. Embora no



(a) Naive Bayes

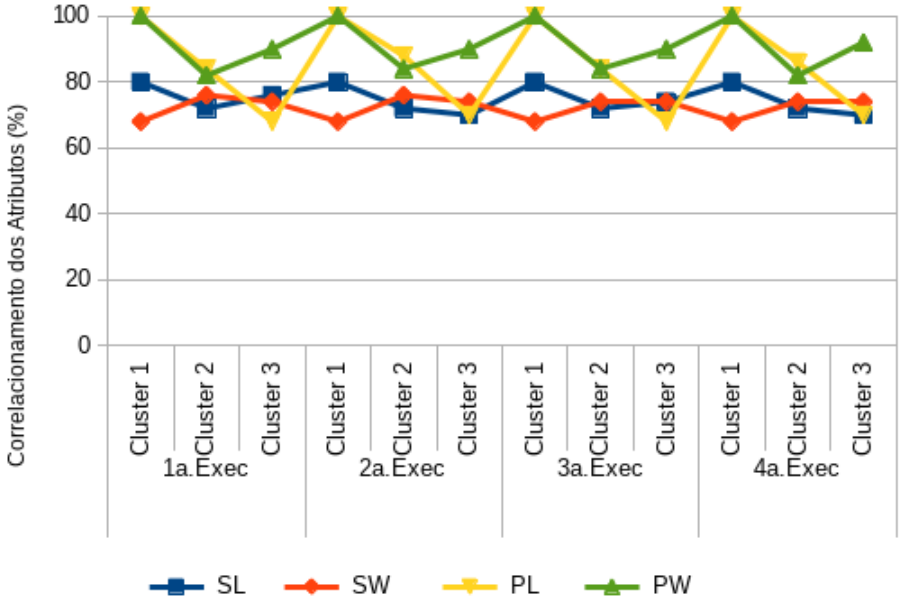


(b) CART

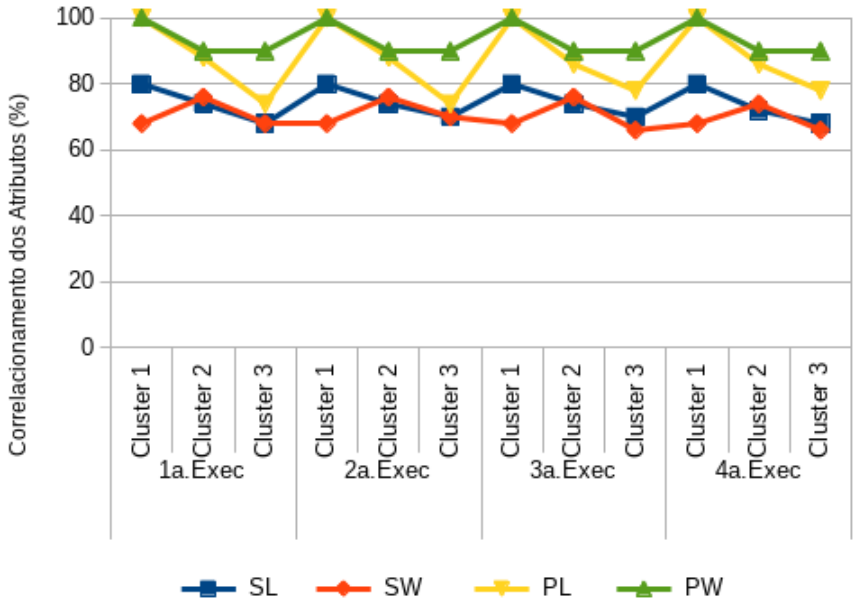
Figura 12 – Gráfico de Execuções dos algoritmos supervisionados na base de dados SEEDS.

gráfico as linhas referentes aos comportamentos dos atributos nos clusters 1 e 3 não sejam totalmentes iguais em cada figura (13a e 13b), não modificou o resultado dos rótulos como resposta.

Conforme resultados das tabelas 9 e 11 aprensentadas pela execução dos dois algoritmos os rótulos escolhidos no cluster 1 foram dois atributos: **petalwidth** e **petal-**



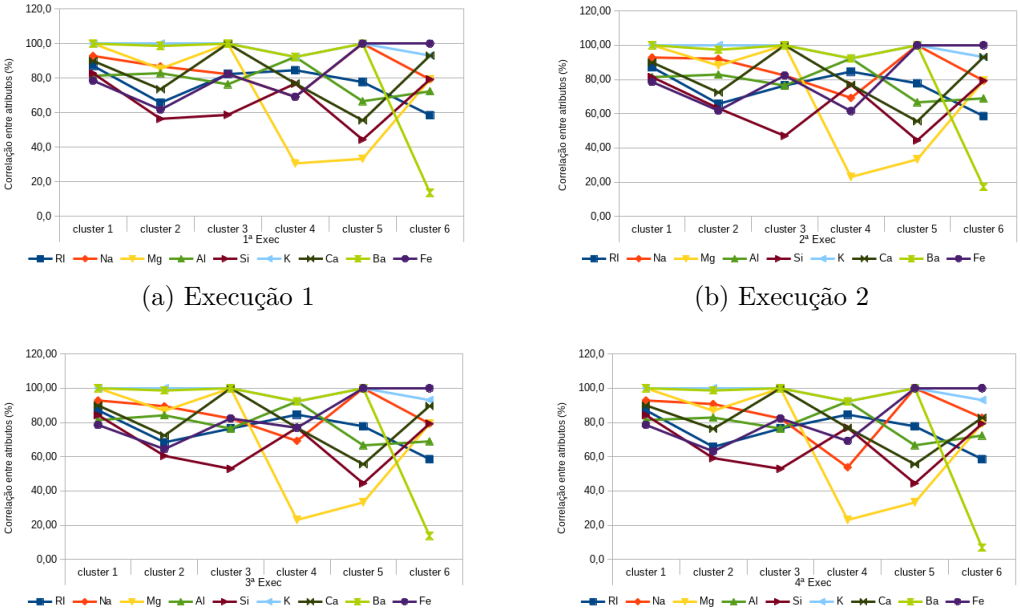
(a) Naive Bayes



(b) CART

Figura 13 – Gráfico de Execuções dos algoritmos supervisionados na base de dados IRIS.

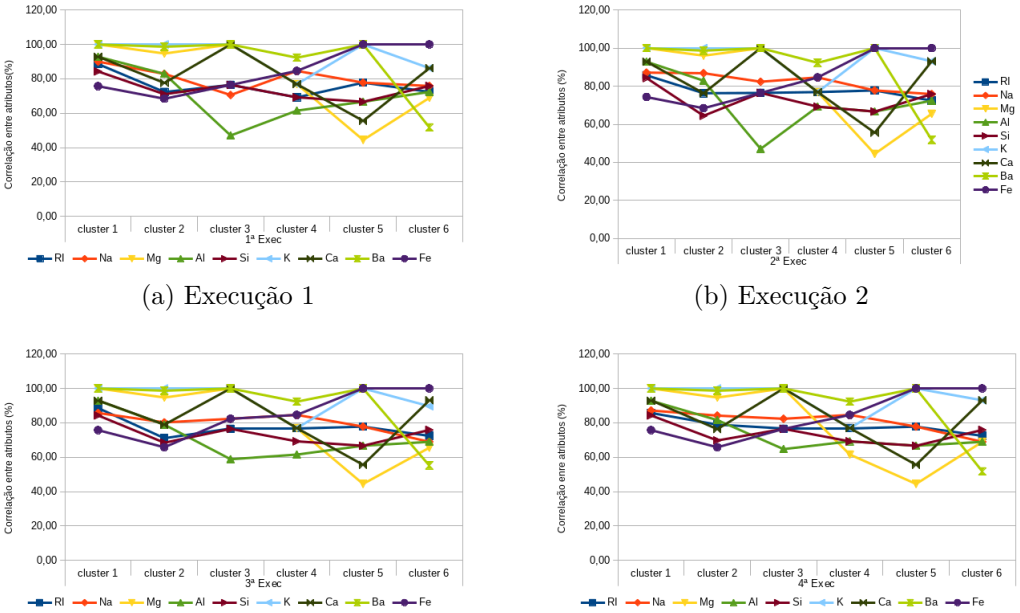
length. Onde cada um deles definiram faixas de valor que foi possível abranger 100% dos elementos. Já no cluster 2 cada algoritmo teve um atributo rótulo diferente, e embora não tivesse a mesma acurácia do cluster 1, obteve um total, de 86% de acurácia e deixando de representar 7 elementos do rótulo **petallength** pelo Naive Bayes, e 84% de acurácia deixando de representar 8 elementos do rótulo **petalwidth** com CART. E no cluster 3 o atributo escolhido para compor o rótulo foi o **petalwidth** em ambos os algoritmos. Logo percebe-se a importância do atributo rótulo no cluster 3, pois o rótulo representa 45 elementos no total de 50 dentro do cluster, deixando somente 5 elementos fora dessa faixa representada pelo rótulo.



(a) Execução 1 (b) Execução 2

(c) Execução 3 (d) Execução 4

Figura 14 – Gráfico de Execuções do algoritmo supervisionado Naive Bayes na base de dados GLASS.



(a) Execução 1 (b) Execução 2

(c) Execução 3 (d) Execução 4

Figura 15 – Gráfico de Execuções do algoritmo supervisionado CART na base de dados GLASS.

A avaliação da base de dados GLASS referente a rotulação apresentada na tabela 13 do Naive Bayes, não foi tão bem sucedida quanto ao CART. Dos seis clusters definidos na rotulação somente dois deles não tiveram 100% de acurácia, e dentre esses dois clusters foi onde obtiveram os mais baixos valores de acurácia.

Nos gráficos da figura 14 e 15 são aprensentados os comportamentos de correlacionamento dos atributos rótulos do Naive Bayes e CART respectivamente, e mesmo havendo semelhança nos gráficos os valores de correlação dos atributos no CART foram melhores, e por conseguinte teve melhor acurácia comprovado no gráfico 16.

Como conclusão, foi constatado nesta pesquisa que quanto melhores são balanceados os clusters, melhores são os resultados com o algoritmo estatístico Naive Bayes. Podendo ser comprovado nas bases SEEDS e IRIS. Já na base GLASS que é uma base mais desbalanceada pode-se notar que na figura 15, de execuções do CART, há um comportamento dos clusters melhor que no Naive Bayes. Então através de testes foi detectado que o método de rotulação de dados quando em bases mais balanceadas tiveram melhores resultados com algoritmo estatístico, e quando em bases não tão balanceadas, obtiveram melhores resultados com o algoritmo de árvore de decisão. Isso pode ser constatado no gráfico 16, onde o Naive Bayes só perde nos clusters da base GLASS.

Por fim, ao analisar os resultados após a aplicação dos dois algoritmos supervisionados pode-se afirmar que é possível fazer rotulação de cluster, conforme resultados demonstrado na figura 16. Através desta figura visualiza-se uma acurácia de 80% na maioria dos resultados, provando que os rótulos encontrados representam bem os clusters testados.

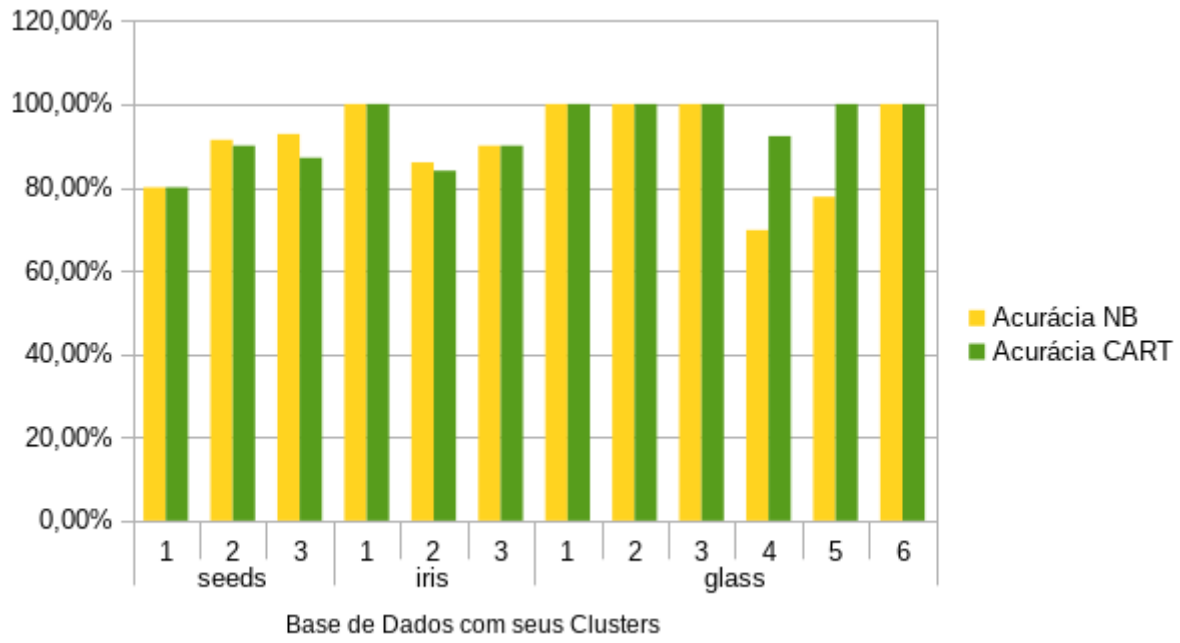


Figura 16 – Acurácia por Clusters (Os clusters estão numerados em ordem crescente em cada Base de Dados)

No trabalho de Lopes (2014) é utilizado um processo de agrupamento da dados para criação de clusters, portanto seus clusters diferem em números de registros comparado ao desta pesquisa.

Tabela 17 – Resultado da rotulação utilizando Redes Neurais (LOPES, 2014) referente a base de dados SEEDS.

Cluster	Num_Elem	Atributo	Erro
1	67	A	8
		P	9
2	82	A	12
		P	10
3	61	P	0
		WK	3
		LK	1
		A	0
Total			43

Tabela 18 – Resultado da rotulação utilizando Naive Bayes referente a base de dados SEEDS.

Cluster	Num_Elem	Atributo	Erro
1	70	A	14
2	70	A	6
3	70	P	5
Total			25

Tabela 19 – Resultado da rotulação utilizando CART referente a base de dados SEEDS.

Cluster	Num_Elem	Atributo	Erro
1	70	P	14
2	70	A	6
		P	7
3	70	WK	9
Total			36

Por apresentar essas características, resolveu-se apresentar uma tabela comparativa onde o principal argumento é o número de registros que não estão sendo representados pelo rótulo denominado nas colunas das tabelas como **Fora da Faixa** ou **Erro**, em razão disso foi possível fazer comparações entre os trabalhos.

A métrica destacada nesta análise comparativa, na base de dados SEEDS, leva em consideração o total de erros. Nesta situação as tabelas 18 e 19 obtiveram um número menor de erros, atestando que o modelo desta pesquisa adquiriu bons resultados em comparação a tabela 17.

5.2 Trabalhos Futuros

A pesquisa ainda precisa de mais divulgação na esfera acadêmica, e para isso a publicação de um artigo sobre os resultados apresentados aqui é uma consolidação dessa

proposta de mestrado já voltada para a dissertação propriamente dita.

Fazer testes com mais bases de dados provando que esse método pode ser utilizado em várias bases com características diferentes.

Outro ponto importante é inserir nos teste mais algoritmos, que pertençam a paradigmas diferentes dos que já foram utilizados.

5.3 Cronograma

Tabela 20 – Cronograma de atividades

Atividades	Meses		
	Junho	Julho	Agosto
1. Testes com Novas Bases de Dados			
2. Modificar Números de Faixa (R)			
3. Testar com outros Algoritmos			
4. Preparar Artigo			
5. Escrita da Dissertação			

No primeiro ítem, serão adicionados testes com novas bases que possuam características diferentes quanto ao balanceamento de atributos, bases com muito atributos, bases com muito registros verificando a viabilidade de processamento.

No segundo ítem serão realizados mais teste com números de faixas diferentes, pois com o processo de discretização o número de faixa poderá influenciar diretamente no ganho de informação.

No terceiro ítem seria a realização de testes com novos algoritmos suportados pela *Statistic and Machine Learning Toolbox* e comparar os resultados.

No último mês seria a dedicação para preparação da dissertação deste trabalho(ítem quatro), e por fim, a escrita de um artigo referente a rotulação de dados (ítem 5) com os testes apresentados nesta pesquisa.

Referências

ARAÚJO, F. N. C. *Rotulação Automática de Clusters Baseados em Análise de Filogenias*. Teresina - PI: [s.n.], 2018. 48 p. Citado na página 15.

BARBER, D. *Bayesian Reasoning and Machine Learning*. [s.n.], 2011. ISSN 9780521518147. ISBN 9780511804779. Disponível em: <http://ebooks.cambridge.org/ref/id/CBO9780511804779>. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 10.

BREIMAN, L. et al. *Classification and Regression Trees*. Taylor & Francis, 1984. (The Wadsworth and Brooks-Cole statistics-probability series). ISBN 9780412048418. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=JwQx-WOmSyQC>. Citado na página 8.

CATLETT, J. *On changing continuous attributes into ordered discrete attributes*. Springer, Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 1991. 164–178 p. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 22.

CHARYTANOWICZ, M. et al. Complete gradient clustering algorithm for features analysis of X-ray images. *Advances in Intelligent and Soft Computing*, v. 69, p. 15–24, 2010. ISSN 18675662. Citado na página 28.

DOUGHERTY, J.; KOHAVI, R.; SAHAMI, M. Supervised and Unsupervised Discretization of Continuous Features. *Machine Learning Proceedings 1995*, Stanford, v. 0, p. 194–202, 1995. ISSN 0717-6163. Disponível em: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9781558603776500323>. Citado na página 11.

EVETT, I. W.; SPIEHLER, E. J. Knowledge based systems. In: DUFFIN, P. H. (Ed.). New York, NY, USA: Halsted Press, 1988. cap. Rule Induction in Forensic Science, p. 152–160. ISBN 0-470-21260-8. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=67040.67055>. Citado na página 35.

FILHO, I. *Rotulação de Grupos em Algoritmos de Agrupamento Baseados em Distância Utilizando Grau de Pertinência*. 2018. 60 p. Citado na página 15.

FILHO, V. P. R. Dissertação (Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação), *Rotulacao de grupos utilizando conjuntos fuzzy*. Teresina: [s.n.], 2015. 25 p. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 32.

FISHER, R. A. the Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, v. 7, n. 2, p. 179–188, 1936. ISSN 20501420. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>. Citado na página 32.

HWANG, G. J.; LI, F. A Dynamic Method for Discretization of Continuous Attributes. *Lecture Notes in Computer Science - Intelligent Data Engineering and Automated Learning - IDEAL 2002: Third International Conference*, v. 2412/2002, p. 506, 2002. ISSN 16113349. Disponível em: <http://www.springerlink.com/content/4n05b2n6x0cx4tlk>. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 22.

KOTSIANTIS, S.; KANELLOPOULOS, D. Discretization Techniques : A recent survey. *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering*, v. 32, n. 1, p. 47–58, 2006. Citado na página 11.

KUMAR, A.; ANDU, T.; THANAMANI, A. S. Multidimensional Clustering Methods of Data Mining for Industrial Applications. *International Journal of Engineering Science Invention*, v. 2, n. 7, p. 1–8, 2013. Citado na página 1.

LIMA, B. V. A. Dissertação (Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação), *Método Semissupervisionado de Rotulação e Classificação Utilizando Agrupamento por Sementes e Classificadores*. Teresina - PI: [s.n.], 2015. 47 p. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 14.

LOPES, L. A. Dissertação (Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação), *Rotulação Automática de Grupos com Aprendizagem de Máquina Supervisionada*. Teresina: [s.n.], 2014. 73 p. Citado 14 vezes nas páginas 9, 11, 2, 12, 13, 17, 18, 19, 20, 23, 32, 41, 46 e 47.

LUCCA, G. et al. Uma implementação do algoritmo Naïve Bayes para classificação de texto. In: CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE. *IX Escola Regional de Banco de Dados – ERBD 2013*. Rio Grande - RS, 2013. p. 1–4. Disponível em: <http://ifc-camboriu.edu.br/erbd2013>. Citado na página 10.

MADUREIRA, D. F. *Analise de sentimento para textos curtos*. Tese (Doutorado) — Fundacao Getulio Vargas, Rio de Janeiro, 2017. Citado na página 10.

MCCALLUM, A.; NIGAM, K. A Comparison of Event Models for Naive Bayes Text Classification. 1997. Citado na página 10.

MITCHELL, T. M. *Machine learning*. [S.l.]: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997. 432 p. ISSN 10450823. ISBN 9781577354260. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 9.

MOHRI, M.; ROSTAMIZADEH, A.; TALWALKAR, A. *Foundations Machine Learning*. [S.l.: s.n.], 2012. ISBN 9780262018258. Citado na página 6.

MONTGOMERY, K. *Big Data Now*. 1. ed. [S.l.]: O'Reilly Media, Inc., 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, CA 95472, 2013. v. 53. 1689–1699 p. ISSN 1098-6596. ISBN 9788578110796. Citado na página 1.

RAIMUNDO, L. R.; MATTOS, M. C. D.; WALESKA, P. *O Algoritmo de Classificação CART em uma Ferramenta de Data Mining*. 2008. Citado na página 8.

RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Inteligência Artificial*. 3ª. ed. Rio de Janeiro: [s.n.], 2013. ISBN 9780136042594. Citado 3 vezes nas páginas 6, 8 e 9.

WU, X. et al. *Top 10 algorithms in data mining*. [S.l.: s.n.], 2008. v. 14. 1–37 p. ISSN 02191377. ISBN 1011500701. Citado na página 10.

YOHANNES, Y.; WEBB, P. *Classification and Regression Trees, CART: A User Manual for Identifying Indicators of Vulnerability to Famine and Chronic Food Insecurity*. International Food Policy Research Institute, 1999. (Microcomputers in policy research). ISBN 9780896293373. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=7iuq4ikyNdoC>. Citado na página 8.