**UNIVERSIDADE PAULISTA**

**ADRIANO SILVA GAMA**

**ANDERSON VIEIRA FARAGO**

**DIEGO DE LIMA HONDA**

**ERICK OLIVEIRA KAWAUCHE**

**MAURO SANCHES FREITAS**

**APRENDIZADO DE MÁQUINA:**  Modelo de segmentação de clientes de um atacado

**Alphaville**

**2017**

**ADRIANO SILVA GAMA**

**ANDERSON VIEIRA FARAGO**

**DIEGO DE LIMA HONDA**

**ERICK OLIVEIRA KAWAUCHE**

**MAURO SANCHES FREITAS**

**APRENDIZADO DE MÁQUINA:**  Modelo de segmentação de clientes de um atacado

Trabalho de conclusão de curso para obtenção do título de graduação em Sistema de Informação apresentado à Universidade Paulista – UNIP.

Orientador: Prof.ª Ana Carolina

**Alphaville**

**2017**

**ADRIANO SILVA GAMA**

**ANDERSON VIEIRA FARAGO**

**DIEGO DE LIMA HONDA**

**ERICK OLIVEIRA KAWAUCHE**

**MAURO SANCHES FREITAS**

**APRENDIZADO DE MÁQUINA:**  Modelo de segmentação de clientes de um atacado

Trabalho de conclusão de curso para obtenção do título de graduação em Sistema de Informação apresentado à Universidade Paulista – UNIP.

Aprovado em:

BANCA EXAMINADORA

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/\_\_/\_\_\_

Prof. Nome do Professor

Universidade Paulista – UNIP

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/\_\_/\_\_\_

Prof. Nome do Professor

Universidade Paulista – UNIP

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/\_\_/\_\_\_

Prof. Nome do Professor

Universidade Paulista UNIP

**DEDICATÓRIA**

**Resumo**

Um dos grandes desafios dos supermercados hoje em dia, é conseguir entender as necessidades dos clientes para atendê-los melhor e maximizar suas vendas. O objetivo desse trabalho é demonstrar como é possível, através da técnica de aprendizado de máquina extrair dados relevantes sobre os clientes que frequentam o supermercado, e com esses dados extrair informações que podem ser muito útil para atender e entender melhor os clientes. Para este trabalho, estamos utilizando uma base de dados do supermercado Walmart, e estaremos utilizando as técnicas de aprendizado de máquina para manipular esses dados. Os conceitos utilizados abordam temas como algoritmos de classificação, aprendizagem supervisionada e Naive Bayes. O trabalho propõe mostrar como é possível, a partir de uma base de dados extrair informações sobre os perfis dos clientes de um supermercado.

Palavras-chaves: Aprendizado de máquina. Reconhecimento de padrões. Inteligência artificial.

**Abstract**

One of the biggest challenges for supermarkets nowadays, it's to improve customers shopping experiences and incrise the profit of the store. The objective of this project is to demonstrate how it's possible to extract relevant datas using machine learning technique, and show how it's possible to turn those datas into knowledge that helps understand better the customers needs. For this project we're using a database from the supermarket Walmart, and we're using machine learning technique to manipulate thos datas. We're using techniques such as classifiers algorithm, supervised learning and Naive Bayes. The project shows how it's possible to use machine learning for example in a supermarket dataset to extract important patterns. Turning those patterns into knowledge and applying it in a supermarket can increase the profit of the store.

Keywords: Machine learning, pattern recognition, artificial intelligence.

[1 Introdução 9](#_Toc497475072)

[1.1 Problema 10](#_Toc497475073)

[1.2 Objetivo 10](#_Toc497475074)

[1.3 Hipótese 11](#_Toc497475075)

[1.4 Justificativa 12](#_Toc497475076)

[2 Fundamentos Teóricos 13](#_Toc497475077)

[2.1 Conhecimento através da mineração de dados 13](#_Toc497475078)

[2.1.1 Seleção dos Dados 13](#_Toc497475079)

[2.1.2 Pré-processamento e limpeza 14](#_Toc497475080)

[2.1.3 Escalonamento dos dados 14](#_Toc497475081)

[2.1.4 Detecção de desvios 15](#_Toc497475082)

[2.1.5 Transformação dos dados 16](#_Toc497475083)

[2.1.6 Data Mining 16](#_Toc497475084)

[2.2 Aprendizado de Máquina 16](#_Toc497475085)

[2.2.1 Aprendizado Não Supervisionado 16](#_Toc497475086)

[2.2.2 Redução de Dimensionalidade 19](#_Toc497475087)

[2.2.3 Técnica de Agregação 19](#_Toc497475088)

[2.2.4 Analise de Componentes Principais (PCA) 20](#_Toc497475089)

[2.2.5 Algoritmo de Agrupamento (Clustering) 21](#_Toc497475090)

[2.2.6 Algoritmo de Agrupamento: K-Means 22](#_Toc497475091)

[2.2.7 Funcionamento do algoritmo K-means 23](#_Toc497475092)

[3 Desenvolvimento 25](#_Toc497475093)

[3.1 Python 25](#_Toc497475094)

[3.2 Base de dados 25](#_Toc497475095)

[3.3 Observação dos Dados 25](#_Toc497475096)

[3.3.1 Análise dos Dados 26](#_Toc497475097)

[3.3.2 Conclusão da análise dos dados 28](#_Toc497475098)

[3.4 Pré-Processamento dos dados 29](#_Toc497475099)

[3.4.1 Escalonamento dos dados 29](#_Toc497475100)

[3.4.2 Detecção de Desvios 30](#_Toc497475101)

[3.5 Transformação dos Atributos 32](#_Toc497475102)

[3.5.1 Análise das dimensões do PCA 32](#_Toc497475103)

[3.5.2 Conclusão da análise das dimensões 33](#_Toc497475104)

[3.6 Algoritmo de agrupamento (K-Means) 34](#_Toc497475105)

[4 Bibliografia 35](#_Toc497475106)

# Introdução

O número de supermercados e lojas de conveniências crescem cada vez mais, porém o número de clientes não estão aumentando da mesma maneira (KHANAL, 2016, p. 2). Khanal observa que antigamente o preço era o único diferencial entre os supermercados, já hoje em dia muitos outros fatores são levados em consideração. A utilização de novas tecnologias é um fator importante para aprimorar o modelo de negócio e a satisfação do cliente.

Atualmente, todos os setores comerciais estão focando em entender a necessidade de cada cliente individualmente, tornando mais fácil atendê-los, e não se desgastando com os competidores (BERRY e LINOFF, 2004, p. 2).

Com essa mudança de mentalidade de focar mais no cliente, essas empresas estão aprendendo a avaliar quais clientes possuem mais valor para ser investido (BERRY e LINOFF, 2004, p. 2). Através das técnicas de aprendizagem de máquina é possível encontrar relações entre o comportamento do cliente e como isso afeta suas compras. Nos supermercados por exemplo, leite e pão são relacionados entre si, por isso seria melhor colocá-los um perto do outro na prateleira (KHANAL, 2016, p. 4).

Hoje em dia tem se tornado muito comum recebermos anúncios direcionados com base em compras passadas. Isso acontece não só em sites na internet, os supermercados também utilizam dados dos clientes para decidir quais produtos oferecer para eles em futuras compras. Berry e Linoff (2004) observam que as informações sobre o comportamento de cada cliente são como os olhos, ouvido, olfato e tato da empresa.

De acordo com Berry e Linoff (2004), os dados passados de um cliente contém muitas informações que podem ser úteis no futuro. Isso acontece pois essas informações sobre compras, preferências e comportamentos dos clientes não são randômicas mas refletem as necessidades dos clientes.

## Problema

Segundo Ohta e Higuchi (2013), uma experiência de compra agradável e satisfatória para o cliente está relativamente ligado a facilidade de como os produtos são encontrados e o tempo de permanência na loja. Ou seja para o cliente, quanto menos tempo ele gasta dentro do mercado e quanto mais fácil for para encontrar os produtos que precisa, é melhor. Em contrapartida para o mercado é mais interessante oferecer novos produtos para promover novos hábitos sem que o cliente sinta desinteressado ou tenha a sensação que está vagando por horas dentro do mercado (OHTA e HIGUCHI, 2013, p. 1).

Levando em consideração o cliente e o vendedor, o layout do mercado se torna um ponto chave para atender ambos os lados. Cil, Ay e Turkan nota que o layout de uma loja é uma chave importante não só para satisfazer as necessidades do cliente mas também para influenciar suas preferências e necessidades.

Diante desse problema seria mais interessante se o estabelecimento conseguisse segmentar seus clientes definindo um perfil de compra para cada um deles. Dessa maneira seria possível atender melhor cada um desses perfis com maior precisão, oferecendo o que realmente interessa e sugerindo novos produtos que se encaixe no perfil de cada um deles.

## Objetivo

O objetivo deste trabalho é analisar um conjunto de dados referentes as despesas de vários clientes em um atacado, e com base nas despesas e nos diferentes produtos comprados segmentar os clientes em diversos perfis. Isso dará ao distribuidor discernimento sobre como melhor estruturar seu serviço para atender as necessidades de cada cliente. Ao fim do desenvolvimento apresentaremos um modelo de aprendizado de máquina capaz de segmentar todos os clientes em suas devidas categorias.

Os dados relacionados aos clientes foram extraídos do site UCI, onde estão disponíveis diversas fonte de dados para fins acadêmicos e de estudos sobre o tópico de aprendizagem de máquina.

A base de dados é composta por 6 categorias de produtos, onde cada linha representa uma transação realizada por um cliente. Cada cliente carrega a informação sobre quanto gastou em cada uma das 6 categorias de produtos. Com a base de dado definida, será possível avaliar quais informações serão importantes para o nosso modelo de segmentação, as informações que forem consideradas irrelevantes para o modelo serão descartados.

Os dados que forem considerados relevantes para o projeto será submetido ao modelo de segmentação para treinar o algoritmo, após o treinamento será possível segmentar os perfis dos clientes do atacado com base nas compras realizadas.

O escopo deste projeto se restringe em segmentar o perfil do cliente considerando suas compras passadas, não será levado em consideração a relação dos produtos comprados ou qual será a disposição desses produtos dentro do estabelecimento. A base dados são referentes a clientes de um atacado, ou seja não são clientes finais.

## Hipótese

Para solucionar o problema de proporcionar uma melhor experiência de compra para o cliente e ainda assim manter os interesses do mercado, sugerimos a segmentação do estabelecimento baseado nos tipos de compras realizadas pelos clientes. Por exemplo criar uma seção de compras rápidas, para clientes que estão fazendo compras de última hora, ou criar uma seção para itens de animais, para os clientes que estão fazendo compras para seus animais domésticos. A segmentação da loja afeta a aceitabilidade dos preços pelo cliente, os supermercados estão revolucionando o serviço de varejo, em sua essência criando modos mais efetivos para organizar os produtos e incentivar o auto atendimento (CIL, AY e TURKAN, 2009, p. 2).

Para esta solução será utilizado aprendizado de máquina para identificar o perfil de cada cliente, levando em consideração suas compras passadas. Utilizando o método de agregação será possível entender os comportamentos de compras dos clientes e assim auxiliar na tomada de decisão para segmentar a loja, sugerir produtos de interesse do cliente ou até mesmo criar promoções direcionadas para cada perfil de cliente.

## Justificativa

Segundo Berry e Linoff (2004) todas as empresas estão caminhando para um único objetivo, o de entender as necessidades de cada cliente individualmente. E as empresas estão utilizando esse entendimento para fidelizar os clientes ao invés de competir diretamente com os concorrentes.

As empresas que assumem esse objetivo estão aprendendo a segmentar seus clientes e ter uma melhor visão do seu público alvo, sendo assim, elas tem uma noção maior nos clientes em que devem investir e naqueles que não valem a pena o investimento. (BERRY e LINOFF, 2004, p. 2).

Para encontrar os padrões comportamentais dos clientes são utilizadas técnicas como por exemplo aprendizagem de máquina e data mining e de acordo com Berry e Linoff (2004) o resultado dessa junção permite que uma empresa melhore a forma como seu marketing é feito, como as compras são conduzidas e qual a melhor forma de abordar o cliente de forma a melhor atender suas necessidades.

# Fundamentos Teóricos

## Conhecimento através da mineração de dados

De acordo com Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996), a velocidade com que as informações estão sendo acumuladas são drásticas, e existe uma grande necessidade de novos métodos para extrair informações relevantes destes grandes volumes de dados. Uma dessas técnicas é chamado de Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados (em inglês Knowledge Discovery in Databases, KDD).

KDD é definido como “[...] um processo, não trivial, de extração de informações implícitas, previamente desconhecidas e potencialmente úteis, a partir dos dados armazenados em um banco de dados.” (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO e SMYTH, 1996, p. 40).

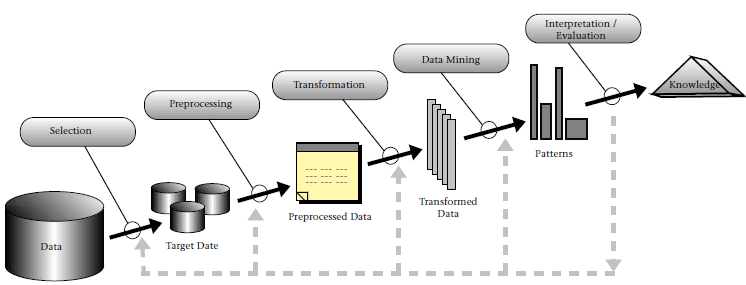


Figura : Resumo do processo que compões o KDD. Fonte: (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO e SMYTH, 1996, p. 41)

A informação por si só não agrega nenhum valor se não for interpretada de maneira correta, por esse motivo precisamos transformar essa informação em conhecimento. Segundo Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996), o processo de Descoberta de Conhencimento em Banco de Dados pode ser dividido em alguns passos.

### Seleção dos Dados

O primeiro passo é entender a aplicação como um todo, e identificar a motivação para realizar o processo de KDD, para isso é necessário entender a visão do cliente e suas necessidades. (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO e SMYTH, 1996, p. 42). Com um objetivo em mãos será necessária a seleção dos dados que serão analisados. A seleção tem um impacto significante sobre a qualidade do resultado final, nesta fase é feita a escolha do conjunto de dados com todos os possíveis atributos e registros. O processo de seleção dos dados é bastante complexo, pois os dados podem vir de diferentes repositórios de dados (PRASS, 2017).

Para este trabalho estamos utilizando uma base de dados disponível em um repositório on-line, por este motivo essa etapa de seleção dos dados já foram realizadas.

### Pré-processamento e limpeza

A etapa do pré-processamento um passo muito importante, pois a qualidade dos dados terá influência direta no modelo de aprendizado de máquina. Segundo Prass (2017), o processo de limpeza exige a eliminação de dados redundantes e também o tratamento de dados em brancos ou vazios. Esses ajustes na base de dados evitam que o modelo seja gerado com ruídos que levem a uma interpretação equivocada do resultado final. Durante esse processo é necessário levar em consideração somente os dados que forem considerados relevantes para o estudo, não há a necessidade de processar dezenas de dados se somente alguns serão utilizados. Vale lembrar que os dados que não forem considerados relevante, não necessariamente significam que são dados ruins, dependendo a abordagem tomada os dados descartados podem se tornar relevantes.

Para este trabalho utilizamos duas técnicas de pré-processamento para limpar a base de dados, eles serão apresentados nos seguintes tópicos.

### Escalonamento dos dados

Para este trabalho utilizaremos o algoritmo chamado K-means, que será explicado com mais detalhe mais adiante. Este algoritmo utiliza a fórmula da distância euclidiana para calcular a distância entre cada ponto de observação, logo qualquer variável que estiver em uma escala bem maior terá um efeito muito maior no cálculo da distância, por esse motivo é extremamente importante escalonar os dados antes de aplicar qualquer algoritmo que se baseia na distância (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 165).

Hamilton (2014), nota que utilizar logaritmo natural para descrever relações entre atributos com valores financeiro é muito mais interessante, pois ao aplicar o logaritmo natural os dados ganham mais significado e se tornam mais fáceis de serem interpretados. Por este motivo decidimos escalonar os dados usamos o logaritmo natural, pois com ele é possível reduzir grandezas elevadas para valores menores

### Detecção de desvios

Um desvio é um ponto muito distante do conjunto de valores previsto pelo modelo de aprendizado de máquina (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013). Na Figura 2 é possível observar um exemplo de um ponto de desvio, também chamado de *outlier.* O ponto claramente está fora do conjunto de dados e pode ser tratado como um outlier.

Segundo James, Witten, et al. (2013), esses pontos fora da curva acontecem por diversos motivos, como por exemplo um erro durante a coleta de dados. A forma como esses pontos de desvios serão tratados variam de acordo com o modelo de dados utilizados. Caso esteja analisando uma base de dados de cartões de créditos, os pontos de desvios poderiam indicar uma possível fraude. Ou caso os pontos de desvios sejam irrelevantes para o modelo eles podem ser removidos (GÉRON, 2017).

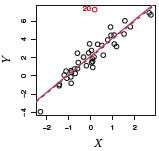


Figura : Exemplo de um desvio em um modelo de regressão linear (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 97)

### Transformação dos dados

Segundo Prass (2017), Após os dados serem selecionados limpos e pré-processados eles necessitam ser armazenados em um formato válido para ser aplicado os algoritmos de aprendizagem de máquina. Nessa fase do processo do KDD é comum encontrar novos conjuntos de dados a partir dos dados existentes, como por exemplo, dado o ano de nascimento do indivíduo é possível saber a idade atual do mesmo.

Outro passo importante durante a transformação dos dados é identificar os dados que são considerados importantes para o objetivo que desejamos alcançar (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO e SMYTH, 1996).

### Data Mining

Essa é a etapa final e pode ser melhor definida como “[...] Data Mining é a exploração e análise, de forma automática ou semiautomática, de grandes bases de dados com objetivo de descobrir padrões e regras. O objetivo do processo de mineração é fornecer as corporações informações que as possibilitem montar melhores estratégias de marketing, vendas, suporte, melhorando assim os seus negócios”. (BERRY e LINOFF, 2004, p. 7).

## Aprendizado de Máquina

### Aprendizado Não Supervisionado

A maior parte dos problemas de aprendizado de máquina se encaixam em duas categorias: Aprendizado Supervisionado e Aprendizado Não Supervisionado. No modelo de aprendizado supervisionado, para cada dado observado existe uma resposta associada , ou seja, para cada conjunto de dados existe um resultado esperado. De acordo com James, Witten, Hastie e Tibshirani (2013) o modelo de aprendizado supervisionado procura ajustar os dados observados e suas respectivas respostas esperadas com o objetivo de futuramente prever os resultados de um novo conjunto de dados, este modelo tenta buscar uma relação dos dados e seus resultados .

Já no modelo de aprendizado não supervisionado temos a situação onde, para cada dado observado , temos as informações sobre porém não temos uma resposta associada . Não é possível ajustar um modelo de previsão pois não temos uma resposta para prever. Este cenário é denominado como ‘não supervisionado’ pois nos faltam dados de respostas que possibilita a supervisão dos dados observados (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 26).

De acordo com James, Witten, Hastie e Tibshirani (2013), uma ferramenta muito útil para realizar uma análise estatística dentro deste cenário onde há falta de dados de respostas , é a análise por agrupamento. O objetivo da análise por agrupamento é para assegurar que em um conjunto de dados , os dados observados se agrupem em categorias distintas. Podemos tomar como exemplo a segmentação de um supermercado, onde levamos em consideração diversas características dos clientes, tal como endereço, ganho mensal, quais seus hábitos durante as compras. E a partir disso segmentar os clientes em grupos diferentes, como aqueles que gastam mais, ou gastam menos (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 27). Se as informações sobre os padrões de gastos de um cliente já fosse revelado, seria possível utilizar um modelo supervisionado para prever quais clientes tem maior tendência em gastar mais ou menos. Como nesse cenário não temos acesso a essas informações, a solução é tentar agrupar os clientes com base em suas características. Podendo assim identificar diferentes grupos de cliente com base em seus pontos de interesses.

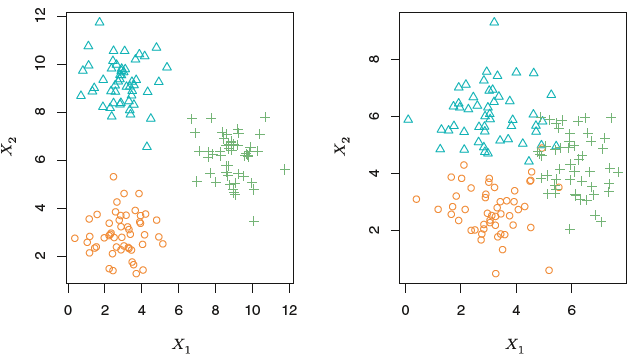


Figura : Exemplo de um modelo de agrupamento. Fonte: (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 27)

Na temos um exemplo de como funciona um modelo por agrupamento. No gráfico foram plotados 150 pontos de observações com base em duas variáveis e , onde cada ponto de observação corresponde a um grupo distinto, para facilitar o exemplo cada grupo foi designado uma cor e um símbolo diferente. Do lado esquerdo é possível observar que os pontos estão nitidamente agrupados, porém na prática nem sempre é assim. Do lado direito mostra um cenário mais próximo do real, onde os grupos estão todos juntos e praticamente não dá para distinguir a qual grupo cada ponto pertence (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 27).

Segundo James, Witten, et al., o modelo não supervisionado é muito mais subjetivo, pois não existe uma diretriz para seguir como referência, isso se deve pelo fato de que não é possível validar se as respostas obtidas no modelo não supervisionado são 100% verdadeiras. Diferente do modelo supervisionado onde treinamos o algoritmo com um conjunto de treino e depois validamos as respostas com um conjunto de teste.

Para este trabalho utilizaremos o modelo não supervisionado por se encaixar no cenário onde, dado um conjunto de dados observados , não temos um conjunto , de respostas associado.

### Redução de Dimensionalidade

Um dos principais problemas ao analisar uma base de dados é sua dimensão, pois na maioria das vezes apresentam um número elevado de atributos. Por exemplo em uma expressão genética, cada gene é representado por milhares de atributos, em um cenário como esse dificilmente será possível utilizar qualquer modelo de aprendizado de máquina com uma quantidade tão grande de atributos (FACELI, LORENA, *et al.*, 2011, p. 46).

Segundo Faceli, Lorena, et al., se cada atributo de uma base de dado for considerada uma coordenada em um espaço -dimensional, onde é o número de atributos, o volume desse espaço cresce exponencialmente com a adição de novos atributos. Ainda segundo Faceli, Lorena, et al., para que esses dados se tornem legíveis e compreensíveis é necessário reduzir a dimensão da base de dados e uma forma de minimizar o impacto do problema da dimensionalidade é combinar ou eliminar parte dos atributos irrelevantes.

“Em muitos algoritmos de AM (Aprendizado de Máquina), para que os dados com um número elevado de atributos possam ser utilizados, a quantidade de atributos precisa ser reduzida. A redução do número de atributos pode ainda melhorar o desempenho do modelo induzido, reduzir seu custo computacional e tornar os resultados obtidos mais compreensíveis.” (FACELI, LORENA, *et al.*, 2011, p. 46).

### Técnica de Agregação

Para solucionar os problemas de muitas dimensões em uma base de dados surgiram diversas técnicas nas áreas de pesquisa como Reconhecimento de Padrões, Estatística e Teoria da Informação (FACELI, LORENA, *et al.*, 2011). Essas técnicas podem ser divididas em duas categorias:

* Agregação;
* Seleção de Atributos;

Para este trabalho foi escolhido utilizar a técnica de Agregação para reduzir o número de dimensões em nossa base de dados. Por isso iremos detalha-lo melhor na próxima seção.

### Analise de Componentes Principais (PCA)

As técnicas que utilizam agregação para reduzir a dimensão dos dados geralmente combinam os atributos originais por meio de funções lineares ou não lineares, e dentro dessas técnicas uma das mais conhecidas é a de Análise de Componentes Principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*) (FACELI, LORENA, *et al.*, 2011).

Quando estamos manipulando uma base de dados com uma quantidade de atributos muito grande, a técnica de PCA nos permite resumir esses atributos em dimensões menores mas que ainda assim representem a mesma variância do dado original (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 374). Para este trabalho estamos utilizando uma base de dados com 6 atributos somente, mesmo sendo um número pequeno seria extremamente complexo analisar um gráfico com 6 dimensões ou 6-D. Para solucionar este problema será utilizado a técnica de PCA para reduzirmos a complexidade dos nossos dados a um número que seja fácil de ser interpretado e ainda assim mantendo as informações importantes de nossa base de dados.

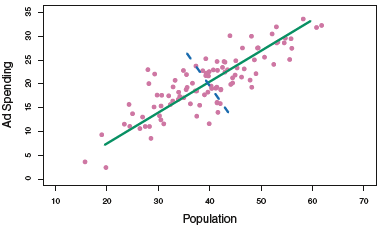


Figura : Funcionamento da Análise de Componentes Principais (PCA). Fonte: (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 230)

A primeira dimensão do PCA (PCA 1) é aquela onde a variação dos dados seja maior, por exemplo considere a Figura 4, a primeira dimensão é representada pela linha verde, pois neste gráfico os dados variam mais da esquerda inferior para a direita superior. A segunda dimensão do PCA (PCA 2) é representado pela linha tracejada azul, pois é a direção onde os dados tem a segunda maior variação (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 231).

Segundo James, Witten, et al. (2013), se projetarmos todos os pontos de observação da Figura 4 na linha verde, iriamos obter a maior variância possível como pode ser observado na Figura 5.

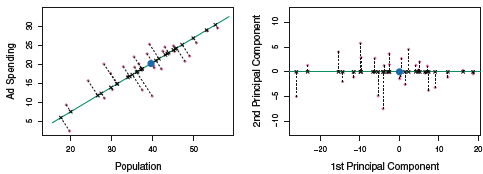


Figura : Projeção dos pontos para descobrir a maior variância. Fonte: (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 232)

Por se tratar de uma técnica que combina os valores dos atributos, isso leva a perda dos valores originais, o que pode ser um problema em alguns casos, por esse motivo é sempre bom manter os dados originais. Dessa forma ao obter o resultado final será possível interpreta-lo, associando o resultado produzido com os dados originais (FACELI, LORENA, *et al.*, 2011, p. 47).

Segundo James, Witten, et al., o objetivo do PCA é encontrar a menor representação -dimensional possível e ainda assim mantendo a maior quantidade de informação possível.

### Algoritmo de Agrupamento (Clustering)

O método de agrupamento (do inglês *Clustering*) tem como seu objetivo principal procurar por subgrupos ou “agrupamentos” dentro de uma base de dados. Ao criar esses subgrupos esperamos que cada dado dentro de um grupo sejam similares entre si, e que cada grupo seja diferente um do outro. (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013). Definir o que torna cada indivíduo do grupo similar ou cada grupo diferente um do outro depende muito do contexto em que esses dados estão sendo analisados.

Um exemplo de aplicação que utiliza o algoritmo de agrupamento é a segmentação de supermercados. Por exemplo, dado um conjunto de observações, cada um com atributos, sendo que o conjunto pode ser definido como clientes do mercado e sendo as características de cada cliente (ganho mensal, profissão, distância do mercado). O objetivo é criar subgrupos de pessoas que sejam mais receptíveis a propagandas de certos produtos, ou grupos de pessoas que tem maior probabilidade de realizar certos tipos de compras. (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013).

Devido a sua versatilidade, existem muitos métodos de *clustering,* na próxima seção entraremos em mais detalhes no método *clustering* chamado *K-means.*

### Algoritmo de Agrupamento: K-Means

O algoritmo K-means é uma abordagem simples para particionar dados em subgrupos (), este algoritmo utiliza o conceito da distância Euclidiana para calcular as distâncias entre cada ponto de observação e os centros de cada grupo (). A distância euclidiana entre dois pontos e é definida pela fórmula:

Os grupos são definidos pelo algoritmo com base na menor distância entre os pontos de observações e os centros definidos. Em outras palavras, um ponto vai pertencer ao grupo se a distância entre eles for a menor comparada com a distância dos outros grupos ().

Na imagem abaixo é possível observar o resultado do algoritmo K-means com 150 pontos de observações, utilizando diferentes valores para , sendo equivalente a um subgrupo.

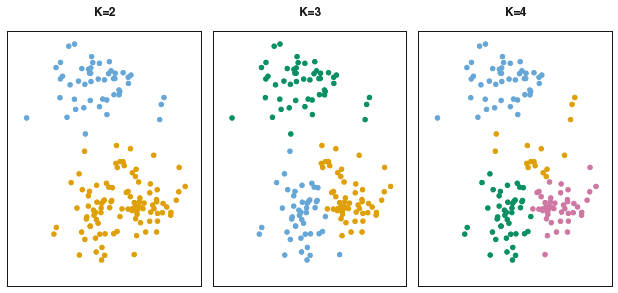


Figura : Exemplo do algoritmo K-means. Fonte: (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 387)

### Funcionamento do algoritmo K-means

Nesta seção será qual o processo por trás do algoritmo K-means. Cada etapa será dividida em um item:

1. Definir o número de centroides () ou subgrupos que queremos dividir nossa em nossa base de dados;
2. Selecionar um ponto, dentro da base de dados onde será posicionado cada centroide ();
3. Atribuir cada ponto de observação ao centroide () mais próximo;
4. Calcular e centralizar a centroide de cada grupo;
5. Atribuir novamente cada ponto de observação ao centroide () mais próximo;
6. Repedir o passo 4 e 5 até que todos os pontos de observações estejam agrupados em seus respectivos centroides ();

Na fica claro como esse processo funciona passo a passo.

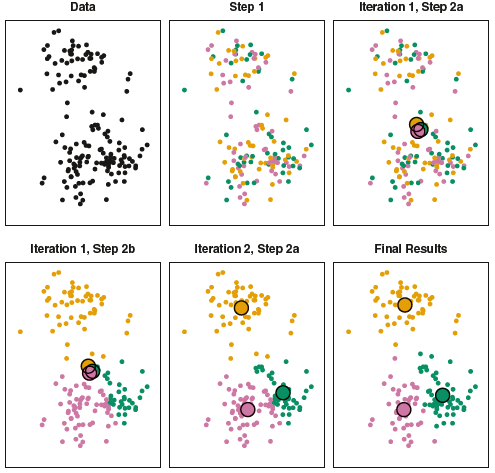


Figura : Processo do algoritmo k-means com k=3. Fonte: (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 389)

# Desenvolvimento

## Python

Para este trabalho estamos utilizando a linguagem de programação Python (Python Software Foundation, 2001-2017), na versão 3.6, a decisão de utilizar essa linguagem é devido ao fato de que ela já oferece muitas bibliotecas que auxiliam na criação de modelos de aprendizado de máquina. Nas próximas seções listaremos as bibliotecas utilizadas para este projeto.

## Base de dados

Para o desenvolvimento do nosso modelo usamos uma base de dados disponível no Repositório de Machine Learning da UCI (Wholesale customers Data Set, 2007). Os dados correspondem aos gastos anuais dos clientes de um distribuidor de produtos para atacados. As informações disponíveis são:

* Fresh: Gastos anuais com produtos frescos;
* Milk: Gastos anuais com produtos derivados de leite;
* Grocery: Gastos anuais com produtos comestíveis;
* Frozen: Gastos anuais com produtos congelados;
* Detergents\_paper: Gastos anuais com produtos de limpeza;
* Delicassen: Gastos anuais com especiarias;
* Chanel: Tipo de estabelecimento do cliente (Hotel/Restaurante/Café);
* Region: Região do cliente;

Para este trabalho não usamos os dados Chanel e nem Region.

## Observação dos Dados

De acordo com Berry e Linoff (2004), data mining é apenas uma ferramenta, não é suficiente saber como utilizar e sim entender como será utilizado. Por este motivo é extremamente importante entender a base de dados sendo analisada para montar um modelo de aprendizado eficiente. A base de dados é composta por 6 atributos: 'Fresh', 'Milk', 'Grocery', 'Frozen', 'Detergents\_Paper' e 'Delicassen'. Cada atributo representa uma categoria de produtos vendidos pela distribuidora. Na tabela da Figura 6 estão algumas estatísticas extraídas da base de dados:

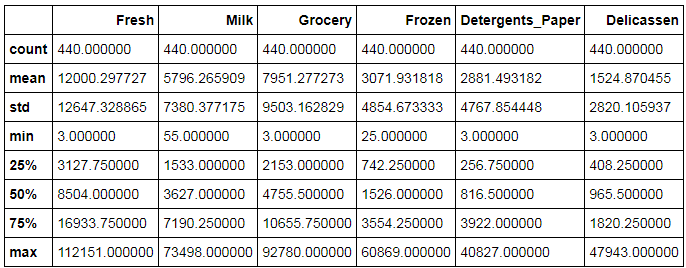


Figura : Descrição Estatísticas dos conjuntos de dados

### Análise dos Dados

Para ter melhor entendimento da base de dados, selecionamos uma amostra aleatoriamente para ser analisada separadamente.

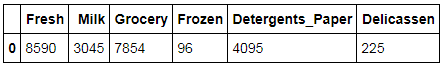


Figura : Amostra selecionada aleatoriamente

Utilizando a tabela da Figura 6 é possível realizar a análise deste cliente e definir um perfil com base nos gastos feitos em cada uma das categorias.

A principal compra do primeiro cliente é Fresh, com 8590. A média de compras nesta categoria é de 12000, ou seja, apesar de fresh ser sua principal compra ele está bem abaixo da média, está um pouco acima do segundo quartil que é 8504. Sua segunda maior compra é de Grocery, com 7854. A média de compras nesta categoria é de 7951, ele está próximo da média de compradores desta categoria, ele pertence ao segundo quartil com valor de 4755. Em terceiro lugar é Detergents\_Paper, com 4095. A média de compras nesta categoria é de 2881, ele se encontra acima da média, e está bem acima do terceiro quartil que é 3922. Isso significa que apesar desta categoria não ser sua maior despesa ele é um dos clientes que tem mais gastos com esta categoria. Em quarto lugar está a categoria Milk, com 3045. Este valor está abaixo da média desta categoria que é 5796 e se encaixa no primeiro quartil de compradores. Delicassen está em penúltimo lugar em suas compras, com o valor de 225, muito abaixo da média que é 1524 e dentro do primeiro quartil de compradores. Em último lugar está Frozen com um gasto de 96, muito abaixo da média e um pouco acima do mínimo gasto com nesta categoria, isso significa que este cliente quase não compra produtos desta categoria.

Analisando um pouco mais afundo, podemos observar a distribuição dos atributos em um gráfico de uma matriz de dispersão, com ela é capaz de descobrir rapidamente se existe alguma correlação entre as categorias de produtos.

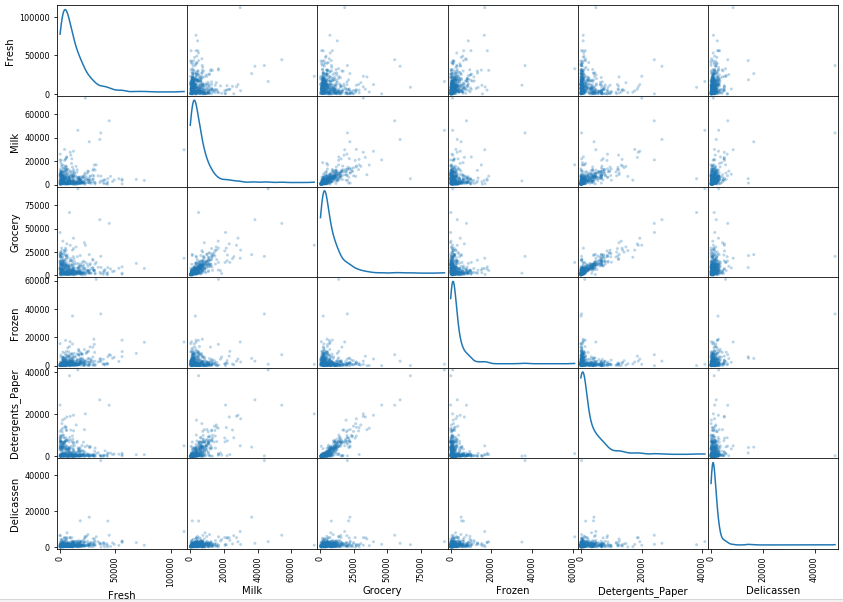


Figura : Matriz de dispersão, mostrando a correlação entre os atributos

Na matriz de dispersão podemos notar que o gráfico das categorias "Detergents\_Paper" e "Grocery" formam um gráfico quase linear, isso significa que há uma relação entre eles. Ou seja, um cliente que compre produtos da categoria "Detergent\_Paper" tem uma probabilidade maior de comprar produtos da categoria "Grocery" também. Existe uma relação parecida, porém pequena, entre as categorias "Grocery" e "Milk", mas a linearidade do gráfico não é totalmente visível.

Visualizando a não é possível ver essa correlação entre os atributos de forma nítida, porém se extrairmos outras amostras o gráfico de dispersão se começa a fazer mais sentido. Abaixo foram selecionados algumas amostras para mostrar a relação entre os atributos “Detergents\_Paper” e “Grocery”.

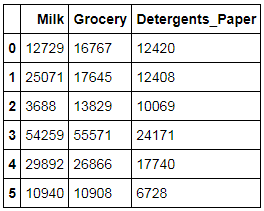


Figura : Amostras selecionadas para análise

Com base nessas amostras selecionadas na Figura 9 é possível verificar que o que mostra no gráfico de dispersão é verdade. As três primeiras amostras mostram uma correlação entre os atributos “Detergents\_Paper” e “Grocery”, os gastos nestas duas categorias são aproximados. A mesma situação acontece com as últimas três amostras, onde é possível ver a relação entre os atributos “Milk” e “Grocery”. Isso significa que as essas categorias dividem uma relação mútua, ou seja, a probabilidade de um cliente comprar estes produtos em conjuntos é muito relativamente grande.

### Conclusão da análise dos dados

Com base nas análises realizadas no tópico anterior é possível deduzir algumas informações importantes sobre este cliente.

O primeiro ponto a ser notado é que se trata de um cliente de pequeno porte, isso é possível notar pela sua compra relativamente balanceada, indicando que ou sua clientela é muito pequena e não há necessidade ter um estoque muito grande, ou seu estabelecimento é pequeno e por conta disso seu estoque também.

O segundo ponto a ser observado é que sua principal fonte de renda é possivelmente a venda de produtos frescos, que podem variar de frutas, legumes ou pães. Na Figura 7 é possível notar que seu gasto com essa categoria é o mais alto em relação as demais categorias. Isso indica que os produtos frescos tem uma rotatividade maior dentro da loja, sendo necessário estocar e repor mais vezes.

O terceiro ponto a ser observado é que definitivamente a prioridade em seu estabelecimento não é vender produtos congelados, pois seu gasto nesta categoria é extremamente baixo, ou seja ele vende muito pouco produtos congelados e não há a necessidade de repor o estoque em grandes quantidades.

Quarto e último ponto é o fato de suas compras estarem, no geral, abaixo da média em todas as categorias, indicando que seu estabelecimento ou clientela são pequenos por isso não há a necessidade de repor seus produtos em grandes quantidades.

Com base nesses pontos levantados e nos dados analisados nos tópicos anteriores tudo indica que este cliente tem uma grande chance de ser um pequeno mercado de bairro ou uma loja de conveniência.

Este foi um exemplo de como seria feito a análise de um cliente para definir seu perfil e segmentar em grupos distintos, neste caso analisamos somente um cliente e rotulamos ele em 'loja de conveniência', com base em seus gastos nas 6 categorias. Esta análise foi feita sem a utilização de nenhum algoritmo ou código, essas informações foram extraídas apenas olhando os fatos, presentes nas amostras e gráficos. Porém nesta base de dados temos no total 440 amostras e fazer esta análise manualmente um por um é tedioso e pode gerar margem ao erro. A proposta deste trabalho é utilizar aprendizado de máquina para realizar está análise através do algoritmo de agrupamento k-means.

## Pré-Processamento dos dados

### Escalonamento dos dados

Como foi explicado no tópico **2.1.2.1 Escalonamento dos dados**, utilizamos o logaritmo natural para escalonar os dados. Na figura 10 é possível observar o resultado obtido.

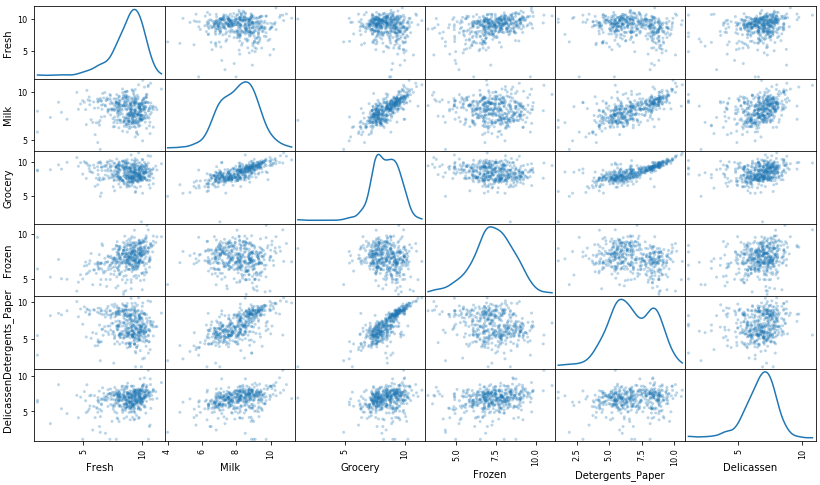


Figura : Matriz de dispersão após aplicar o logaritmo natural

Comparando com a Figura 8, onde os dados ainda não haviam sido escalonados é possível notar a diferença na dispersão dos pontos de observação. Os dados escalonados (Figura 10) mostram um gráfico mais claro, onde é possível ver com mais clareza a correlação entre os atributos “Detergent\_Paper” e “Grocery”. A linearidade entre estes dois atributos é mais presente ao escalonar os dados.

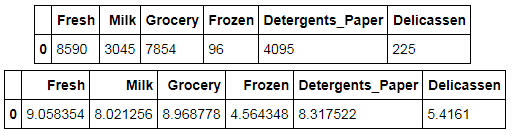


Figura : Redução da grandeza, após aplicar o logaritmo natural

Na Figura 11 é possível notar a diferença dos dados antes e depois de aplicar o logaritmo natural. Agora a base de dados está escalonada e pronta para seguir para a próxima etapa.

### Detecção de Desvios

O próximo passo para preparar a base de dados para o algoritmo K-means é detectar os pontos discrepantes na base de dados e remove-los. Para isso utilizaremos o método de Tukey, muito utilizado para identificar pontos de desvios.

Para trabalhar com o método de Tukey é necessário dividir a base de dados em 3 quartis , e . Cada quartil representa uma porcentagem do total da base de dados, e (SULLIVAN e LAMORTE, 2016). Segundo Sullivan e LaMorte (2016), um ponto de observação é considerado um desvio se:

Ou seja, de acordo com o método de Tukey, qualquer ponto que esteja abaixo de ou acima de pode ser considerado como desvio.

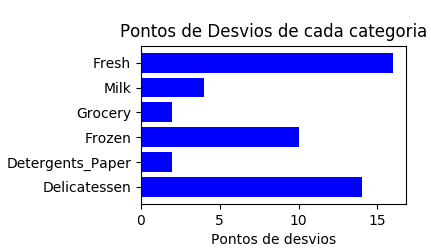


Figura : Pontos de desvios detectados em cada categoria

Após aplicar o método de Tukey foi possível encontrar diversos pontos de desvios em nossa base de dados, como pode ser observado na Figura 12.

Segundo James, Witten, et al. (2013), o algoritmo K-means força cada pondo de observação a fazer parte de um grupo, durante a etapa de agrupamento. Por este motivo pontos de desvios podem causar impacto no resultado final se não forem tratados. Como a quantidade de pontos de desvios são relativamente pequenos comparado com o tamanho total da base de dados, optamos por remover esses pontos de desvios.

## Transformação dos Atributos

Nesta etapa do desenvolvimento iremos aplicar a técnica de PCA para reduzir a dimensão de nossos atributos, como estamos trabalhando com 6 atributos, seria muito complexo visualizar e analisar um gráfico 6-D.

O primeiro passo é aplicar o algoritmo de PCA e verificar quais dimensões tem maior variância. A variância de cada dimensão significa o quanto essa dimensão carrega de informação sobre a base de dados.

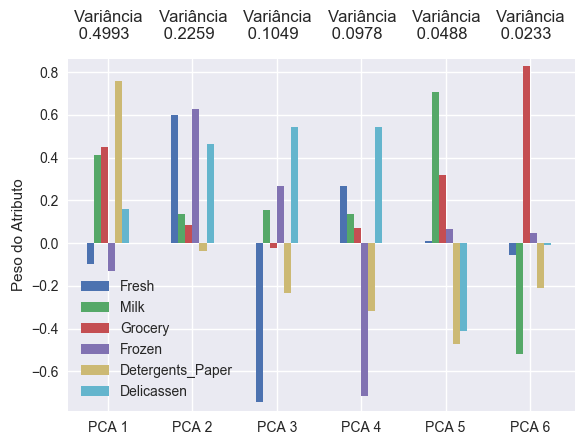


Figura : Variância de cada dimensão do PCA

A Figura 13 mostra a variância de cada dimensão, agora que temos o resultado de quanto cada dimensão carrega de informação, vamos avaliar separadamente algumas dessas dimensões.

### Análise das dimensões do PCA

Tomando como base a Figura 13, podemos analisar cada uma das dimensões geradas pelo PCA. Nesta seção iremos analisar algumas dessas dimensões para no final decidirmos quais dimensões utilizar para aplicar ao algoritmo de agrupamento K-means.

A somatória das variâncias de cada dimensão deve resultar em 1, isso significa que o conjunto das 6 dimensões presentes na Figura 13 carregam 100% das informações presente em nossa base de dados. A intenção nesta seção é conseguir o menor número de dimensões possíveis, mas que ainda assim carreguem informações suficientes para a nossa análise.

Na primeira dimensão (PCA 1), obtemos uma variância de 0.4993 ou seja, só a primeira dimensão carrega 50% das informações da nossa base de dados. O gráfico mostra uma forte relação entre os atributos ‘Detergents\_Paper, ‘Milk’ e ‘Grocery’. Os atributos ‘Frozen’ e ‘Fresh’ mostram uma correlação negativa. Esta primeira dimensão consegue descrever bem os clientes que focam suas compras em ‘Detergents\_Paper’, ‘Milk’ e ‘Grocery’. Podemos deduzir que estes clientes sejam mercados de bairros, que foca mais suas vendas em materiais utilizados no dia a dia.

Na segunda dimensão (PCA 2), obtemos uma variância de 0.2259, ou seja, ela carrega 20% das informações da nossa base de dados. Podemos observar uma forte relação entre 3 atributos, ‘Fresh’, ‘Frozen’ e ‘Delicatessen’. O gráfico mostra também uma relação pequena, porém negativa com o atributo ‘Detergents\_Paper’. Poremos deduzir que estes clientes sejam restaurantes, já que suas compras são focadas em alimentos frescos, congelados e especiarias.

Na terceira dimensão (PCA 3), obtemos uma variância de 0.1049, ou seja, ele carrega aproximadamente 10% das informações da nossa base de dados. Nesta dimensão existe uma relação positiva entre os atributos ‘Delicatessen’, ‘Frozen’ e ‘Milk’ e uma relação extremamente negativa em ‘Fresh’ e um pouco negativa em ‘Detergents\_Paper’. A partir destas informações podemos deduzir que estes clientes sejam lojas de conveniências, onde claramente seu foco não é vender produtos frescos mas sim produtos congelados, especiarias e derivados de leite.

### Conclusão da análise das dimensões

Como pode ser observado na Figura 13 a tendência é que quanto maior a dimensão menor a variância, ou seja a relevância das informações carregadas vão diminuindo ao longo das dimensões geradas pelo PCA.

A quarta, quinta e sexta dimensão, por exemplo, carregam no total aproximadamente 17% da nossa base de dados, ou seja, são dimensões que podem ser descartadas, pois suas variâncias são muito baixas, ou seja elas explicam muito pouco sobre a nossa base de dados. Por este motivo para este trabalho não vamos utilizar as 3 últimas dimensões. Agora nos restam as três primeira dimensões, que no total explicam 0.8301 ou aproximadamente 83% da nossa base de dados. O que é um valor significativo e muito bom.

Porém se utilizarmos as 3 dimensões ainda restaria um gráfico 3-D para ser analisado, para simplificar mais resolvemos remover também a terceira dimensão, apesar dela representar aproximadamente 10% dos dados será muito mais prático para fins acadêmicos analisar um gráfico 2-D.

Segundo (GÉRON, 2017, p. 297), é favorável que seja selecionado um número de dimensões que na totalidade somem pelo menos 95% da variância, a menos que seja necessário a visualização gráfica, neste caso é recomendado que reduza as dimensões para 2 ou 3.

Então finalmente chegamos à conclusão que a primeira e a segunda dimensão são as que mais explicam nossa base de dados, no total as duas dimensões apresentam 0.7252 de variância ou aproximadamente 72%. Por este motivo utilizaremos as duas primeiras dimensões para aplicar o algoritmo de agrupamento K-means.

## Algoritmo de agrupamento (K-Means)

Depois de passar por todos os passos de analisar a base de dados, escalonar os dados, remover os desvios e reduzir a dimensão da base de dados, finalmente podemos dar início ao modelo de aprendizado de máquina K-Means.

O primeiro passo para aplicar o algoritmo de K-means é identificar a quantidade grupos () que desejamos segmentar a nossa base de dados. No nosso caso cada grupo irá representar um perfil de cliente. O número de grupos selecionados pode ter um grande impacto no resultado final, geralmente o ideal é tentar várias combinações e analisar qual resultado gera uma melhor interpretação dos dados. Não há uma resposta certa de quantos grupos () um algoritmo de K-Means deve ter (JAMES, WITTEN, *et al.*, 2013, p. 400). Durante as próximas seções estaremos referenciando cada grupo como *centroides* ou *clusters*

Porém existem alguns métodos que nos auxiliam a descobrir um número próximo do ideal para os clusters, algum deles serão apresentados a seguir.

### Método do cotovelo (Elbow Method)

A ideia do Elbow Method é definir os clusters onde a variação dos pontos de observação de cada cluster seja a menor possível, essa variação é definido pela soma dos clusters internos ao quadrado, ou em inglês (*Within-cluster Sum of Square (WSS)*) (KASSAMBARA, 2017, p. 129). Ou seja, para cada cluster é calculado a distância de todos os pontos que pertencem a ele, e a partir disso analisar se ao adicionar mais um cluster a variância dessa somatória aumenta ou diminui. Se ao adicionar mais cluster essa variância diminuir, então temos o número ideal de clusters.

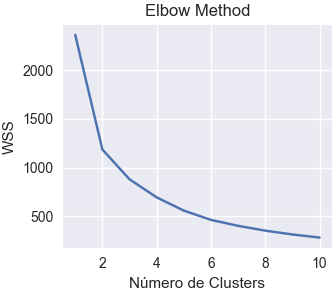


Figura : Método do cotovelo aplicado a base de dados dos clientes do atacado.

Na Figura 16 é possível observar a variação do WSS em relação aos clusters. A partir do gráfico é possível deduzir que o número ideal de clusters está entre 2 e 4. A partir de 5 clusters é possível notar que a variação das somas das distâncias começam a diminuir muito.

A partir do método de Elbow conseguimos deduzir que o número ideal de clusters para o nosso modelo está em torno de 2 a 4 clusters. Mas precisamos de algo mais concreto para decidir quantos clusters utilizar no modelo K-Means, para isso iremos utilizar um outro método mais preciso para identificar os cluster na nossa base de dados.

### Método do coeficiente de silhueta

De acordo com Kassambara (2017), o método de silhueta calcula a qualidade de um cluster avaliando os pontos de observação presentes nele. Para cada cluster é atribuído uma média que condiz com sua qualidade, quando maior for sua média, melhor.

O cálculo do coeficiente de Silhueta é feito a partir da média das distâncias interna dos pontos de observação dentro de um cluster e a média da distância do cluster mais próximo (ROUSSEEUW, 1987, p. 55).

Onde, representa as distâncias internas de um cluster e a distância do cluster mais próximo. A Figura 17 exemplifica como o coeficiente é obtido.

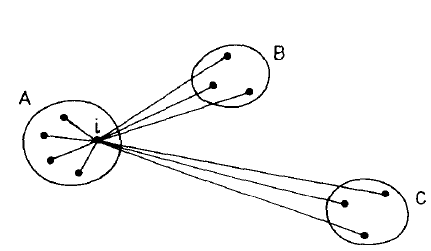


Figura : Ilustração dos elementos envolvidos no cálculo do coeficiente de Silhueta. Fonte: (ROUSSEEUW, 1987, p. 55)

Para o nosso trabalho simulamos o coeficiente de silhueta para 10 clusters, assim como foi feito com o método de Elbow

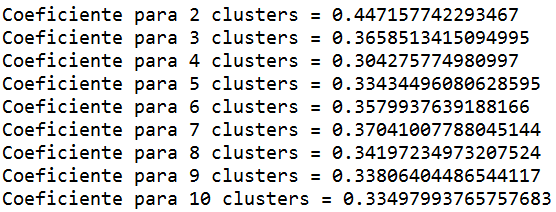


Figura : Resultado do coeficiente de silhueta na base de dados

A Figura 18 mostra o resultado obtido a partir do cálculo do coeficiente de Silhueta. Como pode ser observado a melhor média que o algoritmo computou foram com 2 clusters. Se voltarmos para o gráfico do método de Elbow (Figura 16), fica claro que a partir de 2 clusters a variação das distancias tem uma mudança súbita, o que prova que para o nosso modelo o número ideal de clusters será 2.

### K-Means

Após definir o número de clusters que serão utilizado em nosso modelo, podemos finalmente aplicar o algoritmo de agrupamento K-Means para descobrir os diferentes agrupamentos para os clientes do atacado.

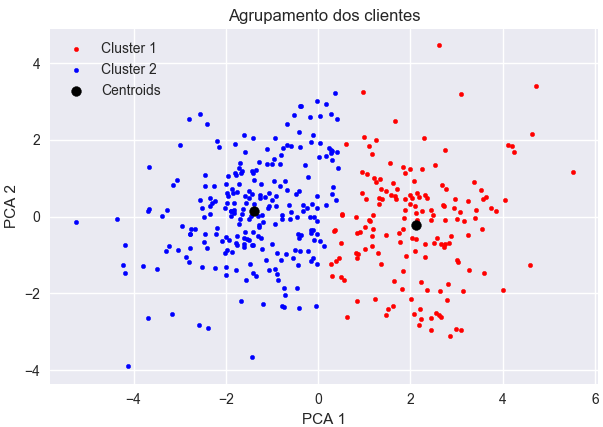


Figura : Resultado do algoritmo K-Means, na base de dados dos clientes do atacado.

Na Figura 19 temos o resultado final do algoritmo de agrupamento K-Means, como pode ser observado os clientes foram divididos em 2 grupos (clusters) distintos. Agora que já temos definido os grupos dos clientes da nossa base de dados, precisamos analisar o que cada grupo representa.

## Data Mining

Após aplicar o algoritmo de K-Means precisamos analisar o que cada cluster significa, para isso precisamos obter o valor original do centro de cada cluster e analisar separadamente.

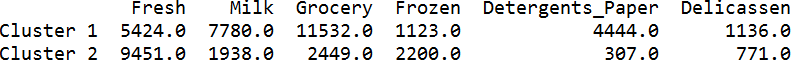


Figura : Valor original do centro de cada cluster

Na Figura 20, podemos observar o valor original dos gastos dos clientes que representam o centro de cada cluster. Com base nesses valores podemos concluir o que cada cluster representa.

O principal ponto a se notar no cliente do cluster 1, é que exceto a categoria ‘Fresh’, em todas as outras categoria seus gastos são bem superiores ao cliente do cluster 2. Isso denota o perfil de um cliente que seus gastos são maiores, e se seus gastos são maiores isso significa que este cliente tem um número de clientela muito grande a ponto dele ter que repor seus produtos em grande quantidade, ou que seu estabelecimento é de grande porte, por isso em quase todas as categorias seus gastos são muito grande. A partir destas análises é possível deduzir que o cliente pode ser um supermercado ou um revendedor.

Já o cliente que pertence ao cluster 2 tem seu gasto focado em ‘Fresh’, todas as outras categorias apresentam um gasto relativamente baixo comparado ao cliente do cluster 1. Isto denota o perfil de um cliente que não é um revendedor, pois seus gastos são muito pequenos, e pelo fato de seu foco ser com produtos frescos este cliente possivelmente compra produtos para preparar refeições. Logo este cliente pode ser um restaurante ou lanchonetes, onde o foco não é revender produtos mas sim utiliza-los para a preparação de refeições que serão servidas no local.

# Bibliografia

BERRY, M. J. A.; LINOFF, G. S. **Data Mining Techniques For Marketing Sales And Customer Relationship Management 2Ed**. [S.l.]: Wiley, 2004.

CIL, I.; AY, D.; TURKAN, Y. S. **DATA DRIVEN DECISION SUPPORT TO SUPERMARKET LAYOUT**. [S.l.]: [s.n.], 2009.

FACELI, K. et al. **Inteligência artificial:** Uma abordagem de aprendizado de máquina. [S.l.]: LTC, 2011.

FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. **From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases**. [S.l.]: [s.n.], 1996.

GÉRON, A. **Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow**. First Edition. ed. [S.l.]: O’Reilly Media, 2017.

HAMILTON, J. Use of logarithms in economics. **Econbrowser**, 2014. Disponivel em: <http://econbrowser.com/archives/2014/02/use-of-logarithms-in-economics>. Acesso em: 24 out. 2017.

JAMES, G. et al. **An Introduction to Statistical Learning**. New York: Springer, 2013.

KASSAMBARA, A. **Practical Guide to Cluster Analysis in R:** Unsupervised Machine Learning (Multivariate Analysis). 1ª. ed. [S.l.]: sthda, v. 1, 2017.

KHANAL, S. R. **Machine Learning for Supermarket Data Analysis**. [S.l.]: [s.n.], 2016.

OHTA, M.; HIGUCHI, Y. **Study on the Design of Supermarket Store Layouts:** The Principle of “Sales Magnet”. [S.l.]: [s.n.], 2013.

PRASS, F. Business Intelligence. **Business Intelligence**, 10 jul. 2017. Disponivel em: <http://fp2.com.br/blog/index.php/2012/um-visao-geral-sobre-fases-kdd/>.

PYTHON Software Foundation. **Python**, 2001-2017. Disponivel em: <https://www.python.org/>. Acesso em: 12 out. 2017.

SULLIVAN, L.; LAMORTE, W. W. InterQuartile Range (IQR). **Boston University School of Public Health**, 2016. Disponivel em: <http://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mph-modules/bs/bs704\_summarizingdata/bs704\_summarizingdata7.html>. Acesso em: 28 out. 2017.

WHOLESALE customers Data Set. **UCI Machine Learning Repository**, 2007. Disponivel em: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Wholesale+customers>. Acesso em: 12 out. 2010.

