

Patrícia Cavaco Quintino

Análise do risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de  
crédito a empresas do canal HORECA no Algarve



UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

2022

Patrícia Cavaco Quintino

Análise do risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de  
crédito a empresas do canal HORECA no Algarve

Dissertação

Mestrado em Gestão Empresarial

Trabalho efetuado sob a orientação de:

Professora Doutora Eugénia Maia Ferreira

Professor Doutor Nelson Matos



UNIVERSIDADE DO ALGARVE

FACULDADE DE ECONOMIA

2022

Análise do risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de crédito a empresas  
do canal HORECA no Algarve

Declaração de Autoria do Trabalho

Declaro ser a autora deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

Patrícia Cavaco Quintino

.....

(assinatura)

-----

© Copyright: (Patrícia Cavaco Quintino).

A Universidade do Algarve tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

## **Dedicatória**

*Ao meu avô, Rogério Luís Cavaco José, (in memoriam) que partiu em 25 de Novembro de 2022, antes da conclusão deste trabalho.*

## **Agradecimentos**

A conclusão deste trabalho só foi possível com a ajuda incalculável de algumas pessoas a quem não podia deixar de mencionar e mostrar o meu agradecimento.

Agradeço em primeiro lugar aos meus pais, por todo o apoio e força que me deram ao longo da realização deste trabalho. Ao meu namorado, melhor amigo e conselheiro, pela paciência, pelo apoio incondicional, mas sobretudo pela confiança que deposita em mim. Aos meus amigos, restante família e colegas de trabalho, que de alguma forma me encorajaram a concretizar este trabalho.

Por fim, aos meus orientadores, Professora Doutora Eugénia Maia Ferreira e Professor Doutor Nelson Matos, pelo apoio, conselhos, disponibilidade, recomendações e ajuda na realização da dissertação.

Muito obrigada a todos!

## Resumo

A concessão de crédito implica que as empresas incorram em risco de crédito, resultantes do incumprimento das datas de pagamento previamente acordadas. As empresas acabam por gerar dificuldades financeiras sempre que consentem que os seus clientes dilatem os prazos de pagamento. Este risco pode, no entanto, variar dependendo da robustez da política de crédito, tipo de cliente e o tipo de produtos ou serviços prestados.

Assim, é essencial que as empresas grossistas apresentem uma eficiente gestão e análise do risco de crédito de modo a diminuírem os possíveis incumprimentos da sua carteira de clientes.

Neste sentido, o objetivo geral desta dissertação é analisar o risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de crédito a empresas do canal HORECA. Para isso, procurou-se analisar uma base de dados de empresas grossistas com informações económico-financeiras, para identificar os fatores de risco na concessão de crédito. Com recurso ao modelo HJ-biplot (Galindo, 1986), foi efetuada uma análise multivariada, que permitiu estudar as relações entre as variáveis, entre os indivíduos e entre as variáveis e os indivíduos, cumprindo assim o propósito do estudo.

Face ao objetivo geral desta dissertação, constata-se que nos três segmentos estudados existe a possibilidade de atribuição de crédito na grande maioria das empresas em cada sector, clusters classificados a “verde”. Existem também empresas nos três grupos que não é aconselhável a atribuição de crédito, clusters classificados a “vermelho”, essas empresas apresentam valores baixos nos indicadores estudados, sendo, no entanto, em menor quantidade. De uma forma intermédia, encontrou-se também a classificação a “amarelo”, que são empresas que necessitam de uma análise mais detalhada por parte dos analistas.

Palavras chave: Risco de crédito, política de crédito, concessão de crédito, HJ-biplot.

## **Abstract**

Granting credit implies that companies incur in credit risk by not meeting previously agreed payment dates. Companies end up creating financial difficulties whenever they allow their customers to extend payment deadlines. This risk, however, may vary depending on the strength of the credit policy, type of customer and the type of products or services provided.

Thus, it is essential that wholesale companies have an efficient management and analysis of credit risk in order to reduce possible defaults in their customer portfolio.

In this sense, the general goal of this dissertation is to analyze the risk of food wholesalers in the allocation of credit to companies in the HORECA channel. For this purpose, a database of wholesalers with economic and financial information was analysed to identify the risk factors in granting credit. Using the HJ-biplot model (Galindo, 1986), a multivariate analysis was carried out, which allowed studying the relationships among variables, among individuals and between variables and individuals, thus fulfilling the purpose of the study.

In view of the general goal of this dissertation, it can be seen that in the three segments studied there is the possibility of granting credit in the vast majority of companies in each sector, clusters classified as "green". There are also companies in the three groups where it is not advisable to grant credit, clusters classified as "red". In an intermediate way, we also found the classification to "yellow", which are companies that need a more detailed analysis by analysts.

**Key words:** Credit risk, credit policy, credit granting, HJ-biplot.

## Índice Geral

Dedicatória.....	iii
Agradecimentos .....	iv
Resumo .....	v
Abstract.....	vi
Índice Figuras .....	viii
Índice Tabelas .....	viii
1. INTRODUÇÃO .....	9
1.1 Enquadramento teórico .....	9
1.2 Objetivos .....	10
1.3 Relevância da dissertação .....	11
1.4 Estrutura da dissertação.....	11
2. REVISÃO DA LITERATURA .....	12
2.1 O crédito na economia .....	12
2.1.1 A importância do crédito na economia.....	12
2.1.2 Conceito de crédito e seus limites .....	12
2.1.3 Tipos de políticas de crédito.....	14
2.2 Gestão de risco: Análise, avaliação e concessão de crédito.....	16
2.2.1 Análise e concessão de crédito .....	16
2.2.2 Análise qualitativa e análise quantitativa .....	20
3. METODOLOGIA .....	28
3.1 Desenho da investigação .....	28
3.2 Recolha dos dados e amostra .....	29
3.3 Análise de dados .....	30
3.2.1 Método HJ-Biplot.....	30
3.2.2 Análise Cluster .....	33

4. RESULTADOS .....	34
4.1 Análise global aos resultados HJ-biplot.....	34
4.1.1 Hotéis.....	34
4.1.2 Restaurantes.....	38
4.1.3 Cafés .....	41
Capítulo 5. Discussão e Conclusão.....	45
Bibliografia .....	50
Apêndices.....	54

### **Índice Figuras**

Figura 4.1 – Gráfico para análise HJ-Biplot – Hotéis.....	37
Figura 4.2 – Gráfico para análise HJ-Biplot – Restaurantes.....	40
Figura 4.3 – Gráfico para Análise HJ-Biplot – Cafés.....	43

### **Índice Tabelas**

Tabela 3.1 – Indicadores utilizados para a análise da gestão de risco.....	28
Tabela 4.1 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Hotéis.....	35
Tabela 4.2 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Restaurantes.....	38
Tabela 4.3 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Cafés.....	41

## **1. INTRODUÇÃO**

### **1.1 Enquadramento teórico**

Para uma empresa grossista atribuir crédito aos seus clientes, deverá seguir algumas regras, visto que essa decisão de atribuir crédito acarreta riscos. Por esse motivo, um dos principais objetivos na atribuição de crédito por parte das empresas que o concedem é garantir que os clientes pagam conforme o que foi acordado (Potrich, 2012). Os acordos de pagamento, têm sempre por base as condições de venda (e.g., crédito atribuído, os descontos comerciais ou descontos financeiros), entre o vendedor e o comprador, de forma a minimizar o risco que uma empresa grossista pode incorrer aquando da concessão de crédito ao comprador. Caso os compradores não cumpram com o acordado, as empresas poderão enfrentar problemas financeiros sérios, com consequências para o mercado e potencialmente para a comunidade, região e até país (Santos, 2003). Não obstante os riscos, todas as empresas grossistas que têm de vender os seus produtos e/ou serviços, acabam por ser forçadas pelas práticas estabelecidas do mercado a ter de conceder crédito aos seus clientes e ter uma política de crédito associada. A exceção a esta prática consiste em não conceder crédito, vender (os produtos e serviços) a pronto pagamento, garantindo deste modo um risco praticamente nulo para a empresa grossista (Carvalho, 2009).

Neste sentido, verifica-se que uma boa política de atribuição de crédito pode contribuir para o sucesso de uma empresa, mas para isso é importante que a empresa defina uma estratégia de crédito clara e rigorosa. A estratégia e a respetiva política de crédito, devem ser definidas em concordância com a solidez financeira da empresa e os benefícios e custos associados a essa política. Existem, pois, vários fatores que influenciam a análise da concessão de crédito dos grossistas aos seus clientes, para além das condições de pagamento, entre as quais destacam-se por exemplo, o montante do crédito, situação financeira e patrimonial dos compradores (Carvalho, 2009). O gestor financeiro deve ainda, conhecer detalhadamente o cliente e o negócio do mesmo. É também importante ter em conta fatores externos, tais como a estabilidade económica do país e do sector, políticas de preços e a concorrência. No seu conjunto ou individualmente, estes fatores influenciam ou podem limitar o crédito a atribuir a cada cliente.

Assim, é essencial que as empresas grossistas apresentem uma eficiente gestão e análise do risco de crédito de modo a diminuírem os possíveis incumprimentos da sua carteira de

clientes. Se por um lado, é impossível identificar todos os clientes insolventes e que não têm hábitos de bons pagadores, por outro, uma boa gestão de crédito garantirá uma elevada percentagem de boa cobrança (Batista, 2004). Depois de analisada toda a informação do cliente e por conseguinte a atribuição de crédito ou não, é essencial controlar os limites de crédito a conceder aos clientes com a maior regularidade possível, tentando evitar ao máximo que esses prazos sejam muito dilatados, evitando que a empresa grossista se torne vulnerável (Vilela, 2016). Perante este cenário, as empresas que concedem o crédito vêm a sua situação financeira estrangulada, limitando a sua capacidade de conseguir cumprir as suas obrigações. Por outro lado, os grossistas, também vêm a sua situação financeira comprometida, uma vez que têm quebras significativas nas vendas, crédito malparado e por consequência um aumento dos casos de incobráveis, neste contexto, é crucial para todas as empresas e em particular os grossistas, colocarem em prática mecanismos de gestão de risco de crédito e processos de cobrança, para que consigam rever os valores em dívida dos seus clientes (Carvalho, 2009). Este problema de mercado, tem conduzido muitas vezes os grossistas recorrerem a seguros de crédito para tentar cobrir os riscos do não pagamento de créditos.

## **1.2 Objetivos**

Neste sentido, o objetivo geral desta dissertação é analisar o risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de crédito a empresas do canal HORECA.

Para o efeito, definiram-se também os seguintes objetivos específicos:

- a) Rever a literatura sobre gestão financeira, especificamente sobre a análise de risco (critérios financeiros);
- b) Analisar uma base de dados de empresas grossistas com informações económico-financeiras, para identificar os fatores de risco na concessão de crédito;
- c) Propor critérios e indicadores financeiros mais robustos para uma boa tomada de decisão na concessão de crédito.

### **1.3 Relevância da dissertação**

Este tema e objetivo são relevantes, porque o mercado grossista está a sofrer um aumento do risco na atribuição de crédito na atribuição aos seus clientes HORECA. Verifica-se ainda que, se por um lado, as empresas têm como objetivo aumentar o seu lucro (incrementado o volume de vendas), por outro, a liquidez que as empresas necessitam fica retida com as vendas a crédito.

O canal Horeca é o sector da indústria da alimentação que constam os estabelecimentos que preparam e servem comidas e bebidas. HORECA, é a abreviatura para Hotéis, Restaurantes e Cafés. Este setor, está a sofrer uma queda acentuada nas vendas, colocando em perigo as empresas (Jornal de Negócios, 2019), particularmente as grossistas, face o volume de negócios.

### **1.4 Estrutura da dissertação**

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: No capítulo 2 será apresentada uma breve revisão da literatura sobre a análise do risco de crédito comercial na atribuição de crédito. No capítulo 3, será descrita a seleção da amostra e a metodologia adotada para o tratamento empírico. No capítulo 4 serão apresentados e comentados os principais resultados empíricos. No capítulo 5, será feita a discussão do trabalho onde serão realçados os factos mais importantes e serão apresentadas as principais conclusões do presente estudo.

## **2. REVISÃO DA LITERATURA**

### **2.1 O crédito na economia**

#### **2.1.1 A importância do crédito na economia**

O contributo do crédito para regular o funcionamento das economias é tal que, o crescimento económico contrai sempre que as instituições de crédito contraem a atribuição de financiamento (Carvalho, 2009). O mesmo autor afirma que quando existe uma maior capacidade de crédito disponível para as famílias, o poder de compra tende a aumentar, o que faz com que haja um crescimento positivo no nível de consumo. O mesmo acontece com as empresas, um maior volume de crédito disponível, promove o investimento, estas são duas das variáveis que compõem o PIB (Vilela, 2016). No entanto, não basta o estímulo à maior concessão de crédito para que haja crescimento económico, referem vários autores (e.g., Vilela, 2016), outras variáveis têm também bastante relevância, tais como as taxas de juro, as taxas de inflação, o nível de incumprimento e as necessidades de financiamento dos próprios bancos e até do governo. Porém a concessão de crédito é crítica para o regular funcionamento do mercado e economia do país.

#### **2.1.2 Conceito de crédito e seus limites**

A palavra crédito, originária do termo latino *credere* significa *confiar e acreditar*. Por outras palavras, expressa uma relação ou troca com base na confiança (Vilela, 2016). Em termos financeiros, o crédito é um instrumento de gestão utilizado na atribuição de financiamentos e empréstimos por parte das empresas ou particulares quando colocam à venda os seus produtos e também por bancos ou instituições financeiras (Vilela, 2016). Para Moritz (2013:2) “a origem do crédito é um sistema de trocas em que a parte vendedora entregará um produto ou um serviço para a parte compradora, que deverá pagar por isso numa data determinada”. Deste modo, o crédito é um adiamento do pagamento relativamente ao uso dos recursos que ajuda a fomentar o poder de compra de curto prazo dos consumidores e dos investidores (Carvalho, 2009). A atribuição de crédito representa neste sentido um ato de confiança do credor em relação ao devedor (Carvalho, 2009), porém isso requer uma análise da empresa cliente a cliente, para aferir as condições de concessão de crédito (Moritz et al., 2013).

Neste sentido, existem pelo menos duas entidades numa relação de creditícia. A que recebe o crédito, o devedor, este fica obrigado a pagar os valores definidos. E o credor, é

o que concede o crédito. Esta relação entre credor e devedor pode ter à partida uma consequência menos positiva, dado que pior que não vender é não receber (Vilela, 2016). Por este prisma, o maior desafio que as empresas defrontam é terem a possibilidade de vender a prazos de pagamento dilatados, sem empenharem a sua própria saúde financeira (Vilela, 2016).

Porém, por mais atrativa que a venda a crédito possa parecer, quando uma empresa vende a crédito existe sempre um desfasamento entre a data da fatura e a data do recebimento, o que faz com que o ciclo de conversão de caixa da empresa seja alargado, o que promove custos adicionais (Vilela, 2016). Significa isto que é conceder crédito é “...fornecer recursos no presente, em contrapartida de um compromisso de reembolso ou de pagamento futuro do correspondente ao valor desses recursos” (Carvalho, 2009:19). Neste sentido ainda, existe também a hipótese de os clientes não pagarem, o que faz com que as empresas muitas vezes tenham de suportar custos com a realização dos direitos a receber em recebimentos (Ross et al., 2013), fazendo assim que o risco da empresa credora aumente.

Para o efeito, importa definir limites ao crédito. Vilela (2016:55), define “limite de crédito como sendo o valor que uma empresa está disponível para assumir e a correr o risco com determinado cliente”. Podem existir ainda várias alternativas para o cálculo do limite de crédito atribuído a um determinado cliente, Vilela (2016) indica as seguintes:

- Limite de crédito como múltiplo dos rendimentos declarados pelo cliente;
- Limite de crédito tendo por base o volume médio de compras do cliente;
- Limite de crédito considerando um percentual dos rendimentos do cliente e no prazo máximo de financiamento da empresa.

Por outro lado, Brachfield (2009) dá a conhecer dois tipos de limites de crédito: limites crédito necessário e limites de crédito concedido. O limite de crédito necessário, é estimado pelo departamento de vendas através do relatório de compras do cliente onde pode também constar o prazo médio de pagamento, no entanto o limite de crédito necessário pode não ser atribuído pela empresa porque poderá representar demasiada exposição de risco (Brachfield, 2009). Nestas situações o limite de crédito concedido é inferior ao limite de crédito necessário, podendo ser uma situação provisória, ou não, até a empresa conhecer melhor o perfil de pagamentos cliente (Brachfield, 2009).

A política de crédito deve privilegiar características básicas para ser possível controlar o não cumprimento do crédito concedido, tais como, dar responsabilidades específicas de vendas, conceder ao departamento de crédito capacidades para instituir procedimentos de cobrança e de crédito, existência de procedimentos rigorosos de cobrança e até a retirada de crédito em algumas contas de clientes (Potrich, 2012). No processo de construção de uma política de crédito, deve se ter em conta os objetivos de venda, de produção, de qualidade, e das restantes áreas da empresa. Por isso, cada responsável de cada área de interesse deve ser chamado a interceder. Só desta forma pode ser construída e implementada uma boa política de crédito (Batista, 2004).

### **2.1.3 Tipos de políticas de crédito**

A classificação da política de crédito a implementar é feita de acordo com o grau de tolerância que a empresa está disposta a adotar face ao risco de crédito, de forma que haja uma compensação na rendibilidade (Batista, 2004; Carvalho, 2009). Os autores, enumeram três tipos de políticas - a restritiva, a moderada e a liberal. Relativamente à política de crédito restritiva: está associada às empresas que não têm grandes objetivos de crescimento e são empresas, à partida, estáveis financeiramente (Batista, 2004; Carvalho, 2009). É uma política que impossibilita o crescimento da empresa, dando lugar a outras cujas condições de crédito sejam mais aliciantes (Batista, 2004). Quanto à política de crédito moderada: são empresas que assumem algum risco em contrapartida de um maior volume de faturação, sendo a política de crédito mais utilizada pelas empresas (Batista, 2004). Não existe flexibilização total das condições de crédito, uma vez que o risco total da carteira de crédito é acompanhado, desde que não haja um grande impacto no risco global da carteira de crédito, podem ser aprovadas condições de crédito que assumam um nível de risco maior (Carvalho, 2009). Por sua vez a política de crédito liberal, é a política de crédito mais arriscada, dado que o risco é elevado e a probabilidade de crescimento também é alta, por isso é uma política temporária, acabando por ser substituída no futuro por outras políticas mais moderadas (Batista, 2004). Através da flexibilização das condições de crédito, esta política tem como finalidade ativar o crescimento do volume de negócios, podendo colocar em risco a sobrevivência da própria empresa caso seja utilizada demasiado tempo (Carvalho, 2009).

Neste sentido e para o efeito (reduzir o risco) importa definir e identificar os fatores que influenciam e são determinantes para a formulação de uma eficiente política de crédito. Carvalho (2009) e Batista (2004), destacam a necessidade de analisar: a) Setor económico e concorrência: existem indústrias que têm como fator diferenciador este elemento, nomeadamente nos mercados em que a qualidade oferecida e a política de preços são muito parecidas (Batista, 2004). Por este motivo, recorrer a uma estratégia de venda a crédito potência uma vantagem competitiva uma vez que existe distinção face à concorrência. (Carvalho, 2009); b) Tipo de produto vendido: se o produto vendido pode ser recuperado nas mesmas condições em que foi colocado à disposição do cliente, existe uma tendência para que a venda seja feita numa base mais liberal. (Batista, 2004) Nesse sentido, a venda de bens duradouros de preços mais elevados, têm por norma prazos de pagamento mais longos, pelo contrário os bens perecíveis têm prazos de pagamento mais curtos (Carvalho, 2009); c) Tipo de mercado: em mercados com elevada percentagem de grandes clientes, e no caso do crédito comercial, é normal que exista nesse mercado um elevado peso das vendas a crédito por parte das empresas fornecedoras, face ao exposto a exposição ao risco torna-se muito maior (Carvalho,2009).

Os autores (Batista, 2004; Carvalho, 2009) referem ainda que deve ser considerado: a) Contexto Macroeconómico: quando se vive numa fase de crescimento económico, existe uma maior capacidade de os devedores pagarem do que em tempos de crise. As estratégias de gestão de crédito face ao contexto económico que está a ser vivido, devem ser ajustadas assim que são divulgados os primeiros indicadores económicos que indiquem perspectivas desfavoráveis para a economia, de modo a antecipar que a situação macroeconómica se deteriore mais ainda e evitando que as empresas fornecedoras só reajam quando têm níveis de incumprimento elevados (Batista, 2004). Caso as empresas ignorem as necessidades de adaptar a sua política de crédito face ao contexto vivo, ficam assim sujeitas a um grande volume de incumprimento em relação aos concorrentes que sigam com uma política de crédito adaptada ao contexto de crise que estão a viver (Carvalho,2009); b) Política comercial: as empresas são estimuladas a ter um maior rigor na política de crédito quando estão inseridas em mercados de um elevado poder de compra, com uma quota de mercado favorável ou que comercializem produtos com margens reduzidas (Carvalho, 2009). O mesmo autor refere que o mesmo também acontece em empresas que estão inseridas em mercados de concorrência reduzida também com margens de lucro reduzidas. No caso de empresas recentes, havendo necessidade de

conquistar mercado, verifica-se naturalmente maior agressividade da política comercial, no entanto exige-se também uma política de crédito mais liberal (Carvalho, 2009). Deste modo, Batista (2004:51) considera que nos “clientes cujo volume de negócios é normalmente pequeno, não é adaptável uma política de crédito muito restritiva. Por outro lado, se uma indústria tem clientes bem capitalizados, a empresa que assume um risco adicional na concessão de crédito deverá esperar um retorno adicional”; c) Variáveis financeiras: as variáveis financeiras são influenciadas pela estrutura financeira do credor o que por sua vez tem consequências na política de crédito. Empresas com estrutura financeira equilibrada, por norma aplicam uma política de crédito mais restrita, o mesmo acontece com empresas com empresas que registam dificuldades de financiamento, como forma de progredir no negócio, maior será a margem disponibilizada para facilitar a concessão de crédito. (Carvalho, 2009); d) Enquadramento legal: “salientam-se nesta matéria as leis de defesa do consumidor e de proteção de dados, bem como as autorizações consagradas na lei, que autorizam ou rejeitam a prática de determinadas avaliações de risco e decisões de crédito”. (Carvalho, 2009:83).

## **2.2 Gestão de risco: Análise, avaliação e concessão de crédito**

### **2.2.1 Análise e concessão de crédito**

Quando uma empresa decide dar crédito aos seus clientes, em primeiro lugar, terá de ter em consideração quais os procedimentos a seguir nesse processo, tais como monitorizar e controlar as contas a receber, e por sua vez como será feita a cobrança (Matias, 2007). De acordo com Schrickel (2000) a análise de crédito é uma ferramenta para estudar os riscos que a empresa terá na atribuição de crédito a um cliente, através dessa análise, pode-se concluir o crédito a atribuir a cada cliente. O mesmo autor faz referência que no caso do crédito comercial, tendo como objetivo o crescimento dos proveitos para quem fornece crédito, tal investimento está associado à venda de um produto ou serviço.

É importante que as empresas consigam perceber qual a sua capacidade para cumprir os seus compromissos financeiros, para isso a avaliação de crédito terá de ter em consideração esses compromissos e o retorno que pretendem dar a esse investimento Schrickel (2000). Posto isto, há alguns fatores importantes a ter em consideração no que diz respeito à exposição que as empresas se sujeitam ao atribuem crédito. Carvalho (2009) e Batista (2004) indicam vários fatores:

A) A quantidade e qualidade de informação sobre o potencial cliente;

Na da concessão de crédito é a qualidade da informação, e é mensurada pela sua atualidade. Para Batista (2004) a informação com mais de 6 meses pode considerar-se desatualizada na maioria das situações. As informações dadas por outros fornecedores podem estar atualizadas, mas por vezes estão incompletas. Por isso, Carvalho (2009), faz referência à informação externa e interna. Em que a primeira é fornecida pelo próprio cliente ou por outros fornecedores ou também através de agências de informação de crédito, enquanto a segunda são informações que se encontram armazenadas na base de dados da entidade credora com base na antiguidade do cliente. O mesmo autor realça ainda que além de ser necessária informação em quantidade e em qualidade, essa mesma informação terá de ser analisada em tempo útil para a avaliação de crédito ser eficaz.

No entanto, Brachfiel (2009) realça que existem vantagem em solicitar a informação diretamente aos clientes em vez de solicitar aos fornecedores, uma vez que o cliente não tem nenhum dano de maior em facultar informação sobre a empresa em questão, sendo mais difícil que exista conflito de interesses. O único risco existente é poder haver conflito de interesses entre as partes e serem fornecidas informações tendenciosas. A avaliação de crédito é feita com base em informação que se encontra dispersa, e é obtida através de diversas fontes (bancárias, fornecedores, documentos contabilísticos, jornais, registos públicos, associações comerciais e informações prestadas pelo próprio cliente). Por isso, é importante que haja um arquivo, por cliente, de toda a informação recolhida que permita facilitar o trabalho do analista na sua consulta (Batista, 2004).

Para Brachfield (2009) é importante que seja feita uma visita à empresa, uma vez que é uma maneira de apurar diretamente como será efetivamente o futuro cliente, desta forma dá para verificar a localização, as instalações, o seu pessoal e a sua atividade económica no geral. Neste sentido, Batista (2004) realça a importância dos comerciais, sendo estes, por norma, o primeiro contato de uma empresa com os novos clientes e havendo continuidade na relação comercial, os vendedores são desta forma a melhor fonte de informação para o analista de crédito. Em alguns casos a informação que os clientes fornecem pode ser diminuta, desta forma é importante o contributo de outras entidades, tais como agências de informação de negócios (Carvalho, 2009). O mesmo autor refere ainda que estas entidades disponibilizam dados financeiros e alguns rácios, perfis de pagamentos, avaliação do setor e relações com outras empresas, podem também ter

informações sobre gerentes e eventuais incidentes ou ações legais. No caso dos particulares, a informação que estas agências dispõem é mínima. Em Portugal, as agências que fornecem essa informação são a Coface e a Informa D&B (Carvalho, 2009).

Outra fonte de informação disponível é a notação de rating, é, no entanto, um processo demorado sendo a nota de rating atribuída através de uma avaliação qualitativa e quantitativa. (Carvalho, 2009) Este autor eleva as seguintes agências internacionais de rating: Moody's, Standard & Poor's e Fitch. As agências de informações de crédito (Credit Bureaus), são também importantes na recolha de informação para o controlo e gestão de crédito. Uma vez que o credor está numa situação de desvantagem em relação à informação que detém do devedor, os bureaus de crédito, ou credit bureaus, figuram com o propósito de diminuir tal assimetria na informação, através da elaboração de relatórios de crédito sobre os devedores (Carvalho, 2009). Outro meio de recolha de informação é o formulário de crédito, uma vez que existe a possibilidade de identificar o tipo de cliente, informação demográfica, conhecer qual o ponto e canal de venda e também o tipo de produto pretendido (Carvalho, 2009). Neste sentido, Batista (2004) identifica a informação que deve constar no formulário do cliente: nome completo; número de contribuinte; morada correta da empresa e morada do local de descarga; nomes completos dos proprietários; valor das quotas; informação financeira (balanço e demonstração de resultados); referências bancárias e de outros fornecedores; o nome do auditor ou sociedade de revisores oficiais de contas, se forem contas sujeitas a auditoria.

#### B) Risco de incumprimento do cliente;

Para Vilela (2016) o conceito de risco advém da palavra latina *rescum*, está ligado à época das conquistas marítimas usado para descrever o perigo oculto no mar, define-se nas palavras de Gitman (1997) como a possibilidade de prejuízo financeiro. Duarte Jr. et al (1999:67), define o risco “como a medida numérica da incerteza com relação ao recebimento futuro de um valor contratado (ou compromissado), a ser pago por um tomador de um empréstimo, contraparte de um contrato ou emissor de um título carregado nos stocks da instituição, descontadas as expectativas de recuperação e realização de garantias”. No risco de crédito, existe a eventualidade do incumprimento por parte do devedor, este é medido como o nível de incerteza quanto ao recebimento do valor emprestado (Vilela, 2016). Deste modo, as empresas deparam-se com vários tipos de riscos, dos quais Carvalho (2009) evidencia os seguintes: o risco de mercado, que está na

origem dos movimentos adversos nos preços; o risco operacional, consequência de processos e sistemas desajustados, de evoluções desfavoráveis no contexto regulamentar, fraudes, etc; havendo também outros riscos resultantes do negócio. Para o autor, os três tipos de risco, não são condicionados uns pelos outros, no entanto estão interligados:

- Risco de crédito: uma empresa está em incumprimento quando, entra em insolvência ou liquidação, deixando dívidas aos seus credores devido à incapacidade financeira para cumprir as suas responsabilidades.

- Risco de contraparte: é a incerteza quanto ao cumprimento contratual num determinado negócio por uma das partes envolvidas. Difere do risco de crédito uma vez que o incumprimento verifica-se ao não cumprimento intencional pela parte do estabelecido no contrato.

- Risco de concentração: acontece quando o valor dos créditos atribuídos é excessivo colocando em causa a viabilidade da empresa credora. Uma alta concentração de créditos numa determinada entidade faz com que o devedor, tendo esse facto em consideração, tenha algumas atitudes que, para seu benefício, lesem a entidade credora (Vilela, 2016).

C) Perspetiva temporal da relação contratual do cliente com o credor;

Representa o valor económico enquanto permanece a relação comercial do cliente com a empresa credora, pode ser um indicador probabilístico que contem os comportamentos do cliente (Carvalho, 2009). Para o mesmo autor, ao analisar o comportamento dos clientes é possível determinar o seu valor permitindo delinear estratégias de negócio.

D) Custo do capital relacionado ao valor e ao prazo do crédito;

A determinação dos limites de crédito, quando em excesso, podem significar perdas por crédito malparado, no entanto um limite mais baixo pode ser restritivo para oportunidades de negócio (Carvalho, 2009). Desta forma, após a atribuição do limite de crédito inicial, as necessidades e o comportamento revelado pelo cliente podem justificar que o mesmo seja ajustado, havendo assim um comportamento prudente por parte das empresas credoras evitando riscos desnecessários (Carvalho, 2009).

E) Margem de lucro que a atribuição de crédito irá potenciar.

Para Carvalho (2009) podem existir custos incorridos para as empresas na recuperação do valor dos incobráveis, estes custos podem condicionar a margem para praticar preços

mais competitivos. O mesmo autor alerta que os incobráveis podem contribuir para elevar os custos contribuindo negativamente para uma política de redução de preços, como forma dos custos superarem as receitas por vezes as empresas tendem a praticar políticas de aumentos de preços.

Para além dos destes fatores, o analista de crédito tem ao seu dispor outra tarefa importante, a análise do cliente através de diversos métodos, dos quais destacam-se a análise qualitativa e quantitativa.

## **2.2.2 Análise qualitativa e análise quantitativa**

### **2.2.2.1 Análise qualitativa: 4 C's e 5C's**

A avaliação do risco de um possível cliente pode ser feita de duas formas: através de uma análise mais qualitativa e julgamento ou então através de modelos de avaliação sendo esta uma análise mais quantitativa. A maioria das empresas utilizam as duas formas combinadas na avaliação do risco e concessão de crédito. Através do método por julgamento, existem 4 "C's" (caráter, capacidade, capital, condições) que o analista de crédito utiliza para avaliar o risco e a concessão de crédito extensamente referidos na literatura pesquisada que devem ser mencionados (Vilela, 2016; Carvalho, 2009; Santi Filho, 1997; Schrickel, 1995).

- Caráter: avalia a intenção do cliente pagar. O analista deve ter em consideração o historial do cliente. É importante ter informação de outros empréstimos, ter em conta a estrutura do negócio, o número de empregados, o número de anos de atividade, o volume de faturação, entre outros fatores. Deve ainda ser avaliada a ética e idoneidade dos sócios e responsáveis da empresa.

- Capacidade: refere-se à capacidade que o cliente tem de pagar. É algo mais subjetivo pois depende da perceção do analista. Destaca a importância de compreender o nível de endividamento do cliente, que nos levará a perceber qual o nível de responsabilidade do mesmo.

- Capital: avalia o património líquido e outros recursos do cliente, quanto à sua disponibilidade para fazer face ao tipo de dívidas contraídas. Este indicador dá-nos o nível

de solidez financeira da empresa. Através de uma consulta do Balanço da empresa, percebe-se se o devedor terá liquidez para regularizar as dívidas.

- Condições: é a avaliação do meio envolvente que o cliente não controla. Este aspeto está fora do controlo do cliente e do analista, requer a análise de fatores externos que possam afetar a economia.

Não obstante esta abordagem, outros autores, tais como Vileta (2016); Carvalho (2009) e Securato (2002), acrescentaram ainda um quinto “C”:

- Colateral: pretende reforçar a segurança quanto aos recebimentos futuros da dívida contraída pelo cliente através de garantias de crédito, podem ser reais ou pessoais e são aplicadas em caso de incumprimento. Estas garantias estão associadas a uma diminuição do risco, porque à partida há uma maior probabilidade de recebimento.

#### **2.2.4.2 Análise quantitativa: estimação e análise de rácios**

A análise quantitativa utiliza a análise dos rácios como a prática mais utilizada para se proceder a análise financeira a uma dada entidade, dado que possibilita comparações interempresas e intertemporais para uma determinada empresa (Gama, 2012; Vilela, 2016). Batista (2004:129) define os ‘rácios financeiros como sendo indicadores de desempenho resultantes de quocientes encontrados entre diversos valores retirados das diferentes rubricas do balanço, da demonstração de resultados e de outras informações financeiras, e que permitem avaliar, por comparação, a eficiência da gestão ao longo do tempo’. Os rácios económico-financeiros são uma excelente ferramenta de análise, uma vez que fornecem informações que permitem qualificar a situação financeira de uma empresa, resumindo desta forma uma enorme quantidade de dados (Gama, 2012). Por outro lado, a análise deve-se focar apenas naqueles rácios considerados importantes para a avaliação pretendida (Caiado, 1998). Desta forma, identifica-se os rácios mais utilizados na gestão do crédito:

##### **2.2.4.2.1 Rácios de rendibilidade**

Os rácios de rendibilidade apresentam os fundos gerados pela empresa depois da liquidação dos fatores produtivos dos impostos. Estes rácios têm o objetivo de estudar a eficácia dos recursos da empresa e o seu potencial para criar excedente económico (Jagels

e Coltman, 2004). Carvalho (2009: 171) afirma que ‘‘Quando são elevados, os rcios de rendibilidade tendem a contribuir favoravelmente para o valor de mercado da empresa, ao mesmo tempo representando uma menor probabilidade de ocorrncia de eventuais perdas, caso ocorra uma queda nas receitas ou um acrscimo nos custos’’.

- Rendibilidade lquida das vendas

$$\text{Rendibilidade lquida das vendas} = \frac{\text{Resultados Lquidos}}{\text{Vendas}}$$

Mostra a margem de lucro lquido por cada Euro de receita gerada pelas vendas da empresa (Carvalho, 2009). Porm, caso o rcio seja inferior ao do mercado o analista de crdito deve de encontrar o motivo de um retorno inferior ao expectvel atravs da demonstrao de resultados (Batista, 2004).

- Rendibilidade operacional das vendas

$$\text{Rendibilidade operacional das vendas} = \frac{\text{Resultados Operacionais}}{\text{Vendas}}$$

Faz a comparao entre o lucro lquido da empresa e o volume de negcios, desta forma mede quanto  que cada unidade monetria vendida  transformada em lucro (Batista, 2004).

- Rendibilidade do fundo de maneio

$$\text{Rendibilidade do fundo de maneio} = \frac{\text{Resultados Lquidos}}{\text{Fundo de Maneio}}$$

Serve para medir a rendibilidade de empresas em que o capital circulante lquido seja originado maioritariamente de emprstimos de longo prazo e de pequenos investimentos de capital prprio. (Batista, 2004)

- Rendibilidade do capital próprio (ROE)

$$\text{Rendibilidade do capital próprio} = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Capital Próprio}}$$

Quantifica a taxa de retorno do capital próprio. Desde que mostre a eficiência dos lucros utilizados no próprio negócio, é um indicador de avaliação de eficácia da gestão (Batista, 2004).

- Rendibilidade do ativo (ROA)

$$\text{Rendibilidade do ativo} = \frac{\text{Resultados Líquidos}}{\text{Ativo}}$$

“O indicador traduz a rendibilidade da empresa, encarada sob um ponto de vista global, conjuntamente do investidor, do credor e do Estado (perspetiva das receitas fiscais). Por outro lado, confrontado com o custo do capital alheio, possibilita estimar o resultado sobre a rendibilidade do capital próprio resultante de um aumento do endividamento”. (Carvalho, 2009:172)

**2.2.4.2.2 Rácios de estrutura**

Estes rácios possibilitam compreender o nível de endividamento atual da empresa, e quais as implicações que poderá ter na estrutura da empresa e na cobertura do ativo (Vilela, 2016).

- Endividamento

$$\text{Endividamento} = \frac{\text{Passivo}}{\text{Total Ativo}}$$

O rácio do endividamento estabelece uma relação entre o ativo e o passivo da empresa, mostrando o quanto está dependente de financiamento externo para financiar o negócio (Vilela, 2016).

- Autonomia Financeira

$$\text{Autonomia Financeira} = \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Total Ativo}}$$

Autonomia financeira traduz a percentagem do ativo que está a ser financiada pelos capitais próprios da empresa (Vilela, 2016).

- Cobertura encargos financeiros

$$\text{Cobertura encargos financeiros} = \frac{\text{Resultados Operacionais}}{\text{Custos Financeiros}}$$

Permite entender se a empresa produz resultados operacionais capazes de suster os custos associados aos financiamentos (Vilela, 2016). Carvalho (2009) acrescenta que este rácio mostra caso existam perdas, sem colocar em risco os credores, a capacidade de a empresa absorver diminuições no seu ativo.

- Solvabilidade

$$\text{Solvabilidade} = \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Passivo}}$$

Carvalho (2009) afirma que quanto mais elevado for este rácio, maior será a estabilidade financeira da empresa e tanto menor será o risco dos credores. Para o mesmo autor, este rácio mostra o potencial que a empresa terá de fazer face às responsabilidades arcadas.

### 2.2.4.2.3 Rácios de liquidez

Avaliam a capacidade de a empresa conseguir encarar os compromissos financeiros correntes (Carvalho, 2009). Vilela (2016) realça ainda que estes rácios são os mais usados pelos analistas para a atribuição de crédito de curto prazo.

#### - Liquidez geral

$$\text{Liquidez geral} = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

Mede-se o nível de disponibilidades financeiras de curto prazo, para que a empresa consiga assegurar os seus compromissos financeiros também no curto prazo. Quanto maior for o valor do rácio, menor será o risco de insolvência de curto prazo. (Carvalho, 2009) “Alguns analistas consideram que as existências devem ser retiradas da equação, uma vez que poderão não ser facilmente convertíveis em dinheiro e por esta razão utilizam o rácio de liquidez reduzida”. (Vilela, 2016:86)

#### - Liquidez reduzida

$$\text{Liquidez reduzida} = \frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Existências}}{\text{Passivo Circulante}}$$

Determina o grau de cobertura das dívidas inferiores a um ano, por ativos líquidos (excluindo a existências). (Carvalho, 2009) Caso este rácio for de um valor excessivamente baixo, pode indicar que a empresa não está a vender as suas existências a um ritmo admissível. (Batista, 2004)

#### - Liquidez imediata

$$\text{Liquidez imediata} = \frac{\text{Títulos Negociáveis} + \text{Depósitos Bancários} + \text{Caixa}}{\text{Passivo Circulante}}$$

Indica a capacidade que uma empresa possui de arcar com as suas dívidas de curto prazo, quanto mais elevado for o rácio melhor será a sua cobertura (Batista, 2004).

#### **2.2.4.2.4 Rácios de rotação**

Estes rácios apuram-se em termos de rotação ou de dias de funcionamento e mede a eficácia das decisões na gestão dos recursos aplicados, havendo assim a possibilidade de controlar esses ativos (Jagels e Coltman, 2004).

##### - Rotação do capital próprio

$$\text{Rotação do capital próprio} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Capital Próprio}}$$

É um dos indicadores de capacidade de gestão mais usados, mostra o número de vezes de rotatividade do capital próprio no negócio (Batista, 2004).

##### - Rotação do ativo

$$\text{Rotação do ativo} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Total do Ativo}}$$

Este rácio mede a produtividade da empresa, se a rotação for baixa indica que uma parte dos ativos não são produtivos, pelo contrário se a rotação for muito elevada significa que a empresa está a crescer mais rápido do que a sua capacidade financeira (Batista, 2004).

##### - Rotação do fundo de maneio

$$\text{Rotação do fundo de maneio} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Fundo de Maneio}}$$

Batista (2004) diz que este rácio mostra a propensão que a empresa tem a depender dos empréstimos de curto prazo e dos seus fornecedores para poder satisfazer as suas necessidades financeiras. O mesmo autor acrescenta que uma rotação baixa indica que a empresa está a fazer uma má utilização do fundo maneio, enquanto uma rotação alta demonstra uma expansão ativa.

- Rotação das existências

$$\text{Rotação das existências} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Existências}}$$

Expressa a quantidade de vezes que as existências foram rodadas num ano. (Batista, 2004)

#### **2.2.4.3 Viabilidade dos rácios e indicadores financeiros**

A observação dos rácios é feita com base em algo que já passou, são valores que dizem respeito ao passado. No entanto, com base nas informações do passado é possível tomar decisões para o futuro. Se por vezes a situação futura é prevista através de uma tendência de desenvolvimento natural, noutras organizações isso pode não ser possível (Batista, 2004). Carvalho (2009) alerta que podem ser utilizados vários rácios e indicadores na avaliação financeira e económica de uma empresa, no entanto esses mesmos indicadores pouco servem para uma análise mais criteriosa se forem utilizados de forma isolada, sendo sempre necessário que haja uma análise comparativa. O mesmo autor afirma ainda que os rácios e indicadores financeiros não representam os aspetos qualitativos da gestão das empresas. Da mesma forma, Vilela (2016), também confirma que não podem ser tomadas decisões de gestão com base numa análise isolada de um rácio, devendo essa análise ser ajustada também com fatores qualitativos.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1 Desenho da investigação

Para determinar quais as variáveis a utilizar no estudo, foi feita uma análise da literatura (e.g., Batista, 2004; Carvalho, 2009; Vilela, 2016) existente sobre o tema, da qual foi possível concluir que os indicadores mais apropriados seriam os seguintes rácios: rácios de rendibilidade; rácios de estrutura; rácios de liquidez e rácios de rotação. “ Rácios são indicadores de desempenho resultantes de quocientes encontrados entre diversos valores retirados das diferentes rubricas do balanço, da demonstração de resultados e de outras informações financeiras, e que permitem avaliar, por comparação, a eficiência da gestão ao longo do tempo.” Batista (2004:129). Na Tabela 1 que se segue é possível analisar quais os autores que contribuíram para cada indicador.

Tabela 3.1 – Indicadores utilizados para a análise da gestão de risco

Rácios		Autores		
		Batista (2004)	Carvalho (2009)	Vilela (2016)
Rácios de Rendibilidade	Rendibilidade do Ativo		X	
	Rendibilidade do Capital Próprio	X	X	X
	Rendibilidade Fundo Maneio	X		
	Rendibilidade Vendas	X	X	
	Rendibilidade Operacional das Vendas	X		X
Rácios de Estrutura	Endividamento			X
	Autonomia Financeira	X		X
	Cobertura dos Encargos Financeiros		X	X
	Solvabilidade	X	X	
Rácios de Liquidez	Liquidez Geral	X	X	X
	Liquidez Imediata	X		
	Liquidez Reduzida	X	X	X
Rácios de Rotação	Rotação do Ativo	X		
	Rotação do Capital Próprio	X	X	
	Rotação Existências	X		
	Rotação Fundo Maneio	X		

Fonte: Elaboração própria

No entanto, para a análise, as variáveis são rubricas do Balanço e da Demonstração de Resultados que constam em cada rácio. No capítulo 2 foram descritas quais as fórmulas para cada rácio.

Para a análise utilizam-se 15 variáveis quantitativas contínuas, provenientes do Balanço e da Demonstração de Resultados. As variáveis utilizadas, foram:

- Va1: Resultado Líquido do Exercício (R.L.)
- Va2: Total Ativo (T.A.)
- Va3: Capital Próprio (Próprio)
- Va4: Ativo Circulante (A.C.)
- Va5: Existências (Existências)
- Va6: Dívidas de Terceiros (Dividas de Terceiros)
- Va7: Passivo-CP (Passivo C.P.)
- Va8: Fundo de Maneio (F.M.)
- Va9: Volume de Negócios (V.N.)
- Va10: Resultados Operacionais (R.O.)
- Va11: EBITDA (EBITDA)
- Va12: Depósitos bancários e Caixa (D.B. e Caixa)
- Va13: Custos e Perdas Financeiras (Custos e P.F.)
- Va14: Capitais Permanentes (C.P.)
- Va15: Passivo Total (P.T.)

### **3.2 Recolha dos dados e amostra**

Neste capítulo iremos mostrar os critérios de seleção da amostra para o estudo a realizar e a sua composição. A amostra é composta por dados económico-financeiros referentes ao ano de 2020 de 3316 empresas da região do Algarve do canal HORECA (acrónimo de Hotéis, Restaurantes e Cafés). Estas informações foram extraídas em Março de 2022 da base de dados do Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI), desenvolvida por Bureau van Dijk que contém informação sobre empresas públicas e privadas de Espanha e Portugal. Posteriormente, a informação recolhida foi segmentada em três grupos (hotéis, restaurante e cafés).

### 3.3 Análise de dados

Uma vez que o objetivo pretendido passa pela segmentação das empresas do ramo HORECA, encontramos-nos perante uma situação em que tanto as variáveis como os indivíduos são de elevada importância para a análise do problema e para a obtenção dos resultados ambicionados. Neste sentido, Galindo (1986) considerou a análise multivariada, como a forma mais útil para representar graficamente matrizes de dados, por exemplo, em matrizes  $X_{(n \times p)}$  que correspondem a dados originários de  $p$  variáveis e  $n$  indivíduos. O mesmo autor explica que é igualmente relevante entender a configuração dos indivíduos, e também conhecer quais as variáveis responsáveis por essa configuração, por isso as representações que contêm a análise simultânea de indivíduos e de variáveis podem ser bastante interessantes. Como o método HJ-Biplot permite compreender os pontos da matriz  $X$  como produtos internos dos vetores, os quais são usados para representar as linhas e as colunas da matriz de dados (Galindo, 1986).

Considerando a base de dados em estudo como uma matriz que contém nas linhas os indivíduos (empresas do canal HORECA) e nas colunas as variáveis, podemos proceder a uma análise estatística através da aplicação do método HJ-Biplot, obtendo desta forma uma representação simultânea das empresas, das variáveis e das interações existentes entre ambos.

#### 3.2.1 Método HJ-Biplot

O método HJ-Biplot foi proposto por Galindo (1986), e é um método alternativo aos que foram apresentados por Gabriel (1971). Consiste numa representação simultânea entre os dados das linhas e colunas de uma matriz, em que, as linhas são representadas por pontos e as colunas por vetores.

Graficamente, cada ponto indica o ponto médio do conjunto dos pontos de todas as variáveis (colunas) para cada observação (linhas). Desta forma, quando uma observação exibe um valor mais elevado numa determinada variável, o ponto encontra-se mais próximo do vetor que representa essa variável do que dos vetores das restantes variáveis. Quanto maior for o comprimento do vetor, maior é a variabilidade da variável desse vetor, uma vez que os vetores do gráfico representam as variáveis em análise (Galindo, 1986).

Um ângulo com amplitude perto de 180° considera-se uma correlação negativa entre as variáveis, por outro lado, um ângulo com amplitude perto de 0° indica uma correlação positiva. As variáveis são consideradas independentes, quando os vetores formam um ângulo perto de 90°. Desta forma, os ângulos que são compostos pelos vetores das variáveis, são observados em termos de correlação entre as variáveis apresentadas pelos vetores (Galindo, 1986).

### 3.2.1.1 Propriedades do método HJ-Biplot

Castela, E. (2009) apresenta as propriedades, destacando que Galindo e Cuadras (1986) mencionam que uma vez que as linhas e as colunas têm a mesma qualidade de representação, dá para interpretar as posições das linhas, das colunas e as relações entre as linhas e as colunas, através das contribuições relativas do fator ao elemento e do elemento ao fator.

- Esta representação oferece a melhor representação simultânea

As relações entre as nuvens de pontos são as relações baricêntricas análogas às da Análise Fatorial de Correspondências, assim, Galindo (1985, 1986) e Galindo e Cuadras (1986) explicam que partindo das relações  $U = XVA^{-1}$  e  $V = X'UA^{-1}$  obtêm-se as equações:

$$J_{(q)} = U_{(q)}A_{(q)} = XV_{(q)} = XX'U_{(q)}A_{(q)}^{-1} = XH_{(q)}A_{(q)}^{-1}$$

$$H_{(q)} = V_{(q)}A_{(q)} = X'U_{(q)} = X'XV_{(q)}A_{(q)}^{-1} = X'J_{(q)}A_{(q)}^{-1}$$

As ponderações são os valores originais na matriz  $X$ , mas as coordenadas para as linhas são as médias ponderadas das coordenadas das colunas. O mesmo acontece com as coordenadas das colunas em relação às linhas.

- Os produtos escalares das colunas da matriz  $X$  correspondem com os produtos escalares dos marcadores  $H$ .

$$X'X = (UAV')'(UAV') = (VA)(VA)' = HH'$$

- O quadrado da longitude dos vetores  $h_j$  é proporcional à variância do variável  $x_j$ . Numa representação HJ-Biplot as variáveis que apresentam maior variabilidade são representadas por vetores com maior comprimento.

- O cosseno do ângulo entre dois vetores  $h_i$  e  $h_j$  representa a correlação entre as variáveis  $x_i$  e  $x_j$ . Isto indica, numa representação HJ-Biplot, que se duas variáveis que são semelhantes vão surgir representadas por dois vetores que formam um ângulo agudo (num gráfico fatorial). Se forem diferentes, os vetores vão criar ângulos obtusos. E se não tiverem qualquer relação, será um ângulo reto.
- Os produtos escalares das linhas da matriz  $X$  coincidem com os produtos escalares dos marcadores  $j$ .

$$XX' = (UAV')(UAV')' = (UA)(UA)' = JJ'$$

- A distância euclideana entre duas linhas da matriz  $X$  coincide com a distância euclideana entre os marcadores  $j$  do HJ-Biplot. Quer dizer que se dois indivíduos estão próximos, esses dois indivíduos mostram perfis semelhantes.
- Permite identificar gradientes que correspondem as tendências, quando os marcadores para as linhas coincidem com as coordenadas dos indivíduos no espaço das componentes principais das variáveis.
- Possibilita identificar gradientes de homogeneidade, quando os marcadores para as colunas coincidem com as coordenadas das variáveis no espaço das componentes principais das linhas.
- Se uma variável toma um valor predominante para um indivíduo, o ponto que melhor revela o valor da variável está perto do ponto que representa esse indivíduo.
- Quanto mais afastados surgirem os pontos que representam os marcadores de uma coluna a partir do centro de gravidade, irá existir uma maior variabilidade. Os vetores mais compridos são representados pelos indivíduos menos estáveis.
- A qualidade de representação para as linhas e para as colunas é a mesma e vem representada por:

$$QRG = QRC = QRL = \left( \frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i^2}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^2} \right) \times 100$$

O que indica que tanto as posições dos indivíduos como das variáveis são fundamentadas nos planos fatoriais.

### **3.2.1.2 Clusters sobre o HJ-Biplot**

Através da representação HJ-Biplot, os indivíduos ocupam posições nos planos fatoriais determinadas pelas suas coordenadas sobre os respectivos eixos fatoriais. Desta forma, é possível efetuar uma análise Cluster aplicando as coordenadas sobre os eixos fatoriais e obtendo assim grupos homogêneos em relação à distribuição nas variáveis. Os diferentes clusters obtidos sobre as coordenadas HJ-Biplot serão grupos, que posteriormente podem ser realizadas várias análises e avaliações (Galindo, 1986).

### **3.2.2 Análise Cluster**

A análise Cluster é definida como sendo um grupo de técnicas de estatística multivariada em que o principal objetivo é o de agrupar objetos de acordo com as suas características. Estas técnicas detêm uma dimensão idêntica: as relações existentes entre os objetos em estudo e a sua classificação. Dimensão esta que apresenta a base de todas as técnicas Cluster - a classificação de dados de acordo com os agrupamentos naturais existentes nos próprios dados Hair Jr. et al (2008). A observação dos Cluster permite classificar objetos em concordância com um conjunto de particularidades selecionadas. Os clusters devem ter uma elevada homogeneidade interna (dentro dos clusters) e elevada heterogeneidade externa (entre os clusters). Desta forma, numa representação gráfica os objetos dentro do cluster estão mais próximos e os diferentes clusters estarão mais distantes (Hair Jr. et al, 2008).

## **4. RESULTADOS**

A base de dados escolhida para a recolha de informações conta com informação financeira de todas as empresas do canal HORECA da região do Algarve. Após a recolha, a base de dados foi segmentada através do CAE de cada empresa em 3 grupos: Hotéis, Restaurantes e Cafés. O primeiro grupo é composto pelos hotéis que totalizam 1200 empresas; o segundo grupo pertence aos restaurantes onde constam 1272 empresas, e por fim, os cafés que contêm 844 empresas. A análise será feita através de 15 variáveis para cada grupo.

### **4.1 Análise global aos resultados HJ-biplot**

Para averiguar se existe influência das variáveis encontradas na atribuição de crédito nas empresas da região do Algarve do canal HORECA foi utilizado um modelo estatístico de análise multivariada– HJ-biplot (Galindo, 1986) – que possibilitou o estudo das variáveis entre si (ângulos) e dos indivíduos entre si (clusters). No entanto, antecipadamente, as variáveis foram standardizadas através dos dados iniciais, duplamente centrados e Decomposição em Valores Singulares (DVS).

#### **4.1.1 Hotéis**

Analisou-se os resultados do primeiro grupo de empresas, 1200 hotéis, caracterizados sobre 15 variáveis.

Obteve-se uma captação da variabilidade dos dados de 70,01% em dois eixos, sendo, desta forma, apenas necessários os dois eixos para explicar os dados. O contributo do 3º eixo é muito baixo (8,31%).

Também foi possível averiguar que nenhuma variável é preponderante para explicar o eixo 3, pelo que, numa situação destas apenas são utilizados 2 eixos, conforme tabela 4.1 do apêndice.

Tabela 4.1 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Hotéis

Axis	Eigenvalue	Expl. Var.	Cummulative
Axis 1	9662.116	53.723	53.723
Axis 2	2929.258	16.287	70.01
Axis 3	1494.641	8.31	78.321
Axis 4	1330.183	7.396	85.717
Axis 5	847.502	4.712	90.429
Axis 6	517.223	2.876	93.305
Axis 7	442.87	2.462	95.768
Axis 8	302.227	1.68	97.448
Axis 9	228.408	1.27	98.718
Axis 10	129.537	0.72	99.438
Axis 11	93.542	0.52	99.958
Axis 12	4.644	0.026	99.984
Axis 13	2.847	0.016	100
Axis 14	0	0	100

Elaboração própria

#### 4.1.1.1 Relação das variáveis entre si

O eixo 1 (primeira dimensão) é formado pelas seguintes variáveis: “RL”; “T.A.”; “C.Proprio”; “A.C”; “Dívidas de Terceiros”; “Passivo C.P.”; “V.N”; “R.O.”; “Custos e P.F.”; “C.P.” e “P.T.”.

O eixo 2 (segunda dimensão) é composto pelas variáveis: “Existências”; “F.M.”; “EBITDA” e “D.B. e Caixa”.

- As variáveis “ Dívidas de Terceiros” e “RL” são as que representam uma correlação negativa mais forte, o que faz com que se os “RL” aumentarem as “Dívidas de Terceiros” irão diminuir.

- As variáveis “V.N.” e “R.O.” têm uma correlação negativa tal como as variáveis “Custos e P.F.” e “ EBITDA”;

- As variáveis “ Existências” e “F.M.” representam uma correlação positiva muito forte, bem como as variáveis “P.T.” e “T.A.”, indica que se as “Existências” aumentarem o “F.M” também vão aumentar, o mesmo pode acontecer nas variáveis “P.T.” e “T.A”.

- Também se verifica uma correlação positiva entre várias variáveis: “V.N.” e “Dívida de Terceiros”, “R.O.” e “RL”, “D.B. e Caixa” e “Existências”, “A.C.” e “Passivo C.P.”, “C.P.” e Custos e P.F.”;
- As variáveis “RL” e “Existências” são independentes, o mesmo acontece com a variável “RL” e “F.M”. A variável “Dívidas de Terceiros” é independente das variáveis “Existências” e “F.M”. Estas são as variáveis que têm um grau de independência mais vincado;
- Também se verifica que a variável “D.B. e Caixa” é independente das variáveis “V.N.” e “R.O.”.

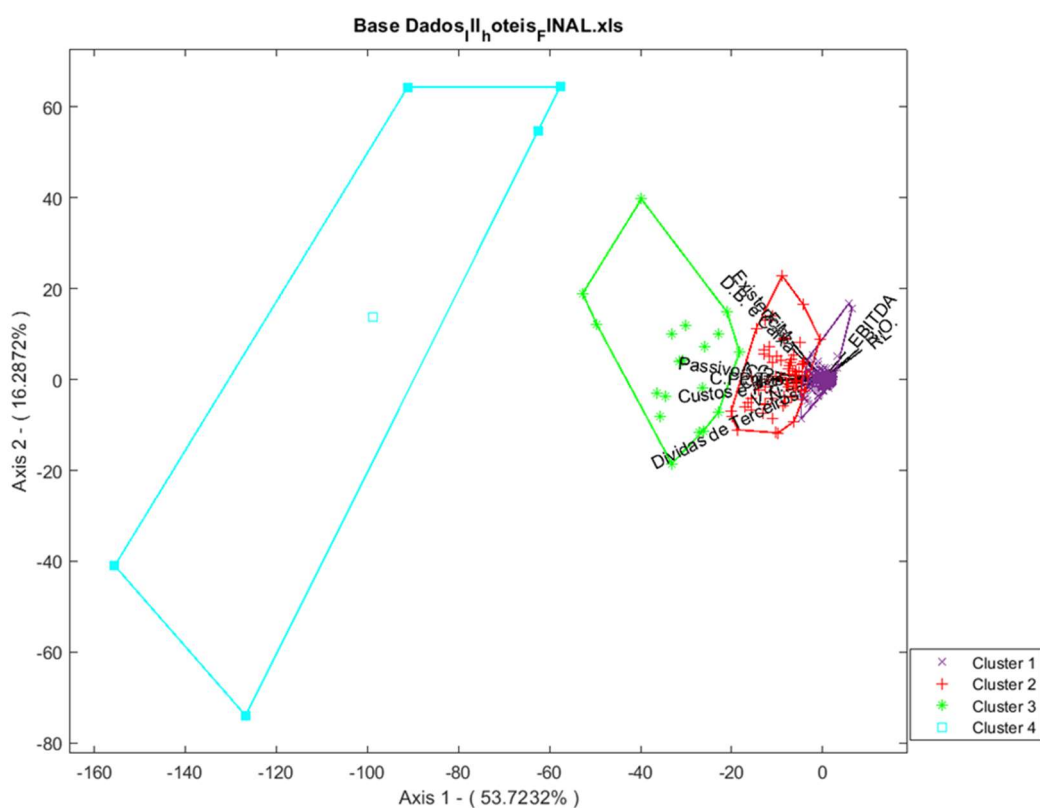
De um modo geral existem várias correlações positivas entre as variáveis. Observa-se também que existem correlações positivas muito fortes, o que leva a querer que essas mesmas variáveis têm explicações idênticas. Essas correlações observam-se através de vetores com ângulos agudos. No entanto, por outro lado, também existem variáveis com correlações negativas muito fortes, correlações essas são de notar em todos os vetores com ângulos obtusos. Por fim, também se observam vetores com ângulos retos, o que indica que essas variáveis não estão correlacionadas entre si.

#### **4.1.1.2 Relação dos indivíduos entre si: formação de clusters**

##### **4.1.1.2.1 Constituição dos clusters**

A partir da utilização do método K-means com coordenadas HJ-biplot, através da formação de clusters hierárquicos, foram constituídos 4 clusters com distância euclidiana ao quadrado, conforme mostra a figura 4.1.

Figura 4.1 – Gráfico para análise HJ-Biplot – Hotéis



Elaboração própria

#### 4.1.1.2.2 Caracterização dos clusters

De acordo com as variáveis de importância para cada cluster, passa-se a caracterizar individualmente cada cluster.

Cluster 1, composto por 1104 empresas:

Verificam-se valores muito baixos comparativamente aos outros clusters em quase todas as variáveis, no entanto as variáveis “RL” e “R.O.” assumem valores mais elevados comparativamente com os restantes clusters. Este cluster está em oposição com o cluster 4, uma vez que detém uma relação inversa no “EBITDA” e no “R.O.”.

Cluster 2, composto por 73 empresas:

Este cluster tem valores intermédios em todas as variáveis.

#### Cluster 3, composto por 18 empresas:

Neste cluster também se apuraram valores intermédios em todas as variáveis, no entanto em valores superiores comparando com o cluster 2. Em oposição aos restantes clusters, a variável “EBITDA” tem um valor superior, sendo esta uma variável de segunda dimensão.

#### Cluster 4, composto por 5 empresas:

Contrariamente ao cluster 1, este cluster tem valores mais altos comparativamente aos restantes. À exceção das variáveis “RL” e “R.O.”, na primeira dimensão e na variável “EBITDA” na segunda dimensão.

### **4.1.2 Restaurantes**

De seguida procedeu-se à análise dos resultados do segundo grupo de empresas do canal HORECA da região do Algarve, os Restaurantes (n=1272). Nesta análise foi possível captar uma variabilidade dos dados de 76,572%, considerando-se três eixos. Sendo que as variáveis do eixo 1 são as que mais contribuem para o modelo, uma vez que captam 42,9% da variabilidade dos dados. O eixo 2 tem a segunda contribuição mais importante, captando 22,7% da variabilidade dos dados. Tal informação pode-se observar na tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Restaurantes

Axis	Eigenvalue	Expl. Var.	Cummulative
Axis 1	5712.642	42.866	42.866
Axis 2	3028.932	22.728	65.594
Axis 3	1463.031	10.978	76.572
Axis 4	1028.559	7.718	84.29
Axis 5	795.454	5.969	90.259
Axis 6	459.589	3.449	93.707
Axis 7	336.797	2.527	96.235
Axis 8	198.259	1.488	97.722
Axis 9	135.092	1.014	98.736
Axis 10	125.218	0.94	99.676
Axis 11	36.35	0.273	99.948
Axis 12	5.63	0.042	99.991
Axis 13	1.246	0.009	100
Axis 14	0	0	100

Elaboração própria

#### **4.1.2.1 Relação das variáveis entre si**

O eixo 1 (primeira dimensão) é constituído pelas seguintes variáveis: “RL”; “T.A.”; “A.C.”; “Passivo C.P.”; “R.O.”; “EBITDA” e “P.T.”.

O eixo 2 (segunda dimensão) é formado pelas variáveis: “Próprio”; “Existências”; “Dividas de Terceiros”; “F.M”; “Custos e P.F.” e “C.P.”.

O eixo 3 (terceira dimensão) é composto pelas variáveis: “V.N.” e “D.B. e Caixa”.

- As variáveis “Custos e P.F.” e “F.M” têm uma correlação negativa muito forte, tal como as variáveis “Passivo de C.P” e “R.O.” e as variáveis “A.C.” e “EBITDA”, faz com que quando uma das variáveis aumenta a outra diminui;

- Observa-se também que as “Existências” e os “Custos e P.F.” estão correlacionadas negativamente, ou seja, se existir um aumento no valor das “Existências” os “Custos e P.F”. diminuem;

- As variáveis “Próprio” e “C.P.” têm uma correlação positiva muito forte, caso haja um aumento no valor do “Próprio” o valor do “C.P.” também irá aumentar;

- Verifica-se também uma correção positiva entre as seguintes variáveis: “EBITDA” e “RL”, “Dividas de Terceiros” e “D.B. e Caixa”, “T.A.” e “P.T.”;

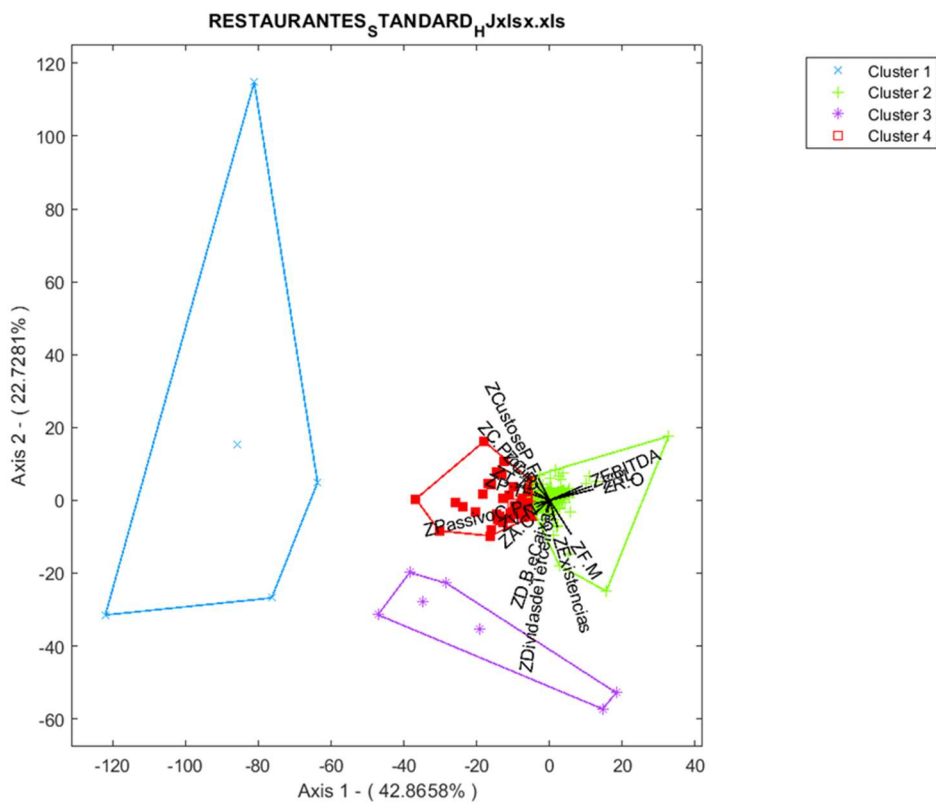
- As variáveis “Passivo C.P.” e “Existências” não são correlacionadas, tal como as variáveis “Custos e P.F.” e “R.O.”.

#### **4.1.2.2 Relação dos indivíduos entre si: formação de clusters**

##### **4.1.2.2.1 Constituição dos clusters**

Partindo da utilização do método K-means com formação de 4 clusters através da distância euclidiana ao quadrado, expõe-se a figura 4.2.

Figura 4.2 – Gráfico para análise HJ-Biplot – Restaurantes



Elaboração própria

#### 4.1.2.2.2 Caracterização dos clusters

De acordo com as variáveis de importância para cada cluster, passa-se a caracterizar individualmente cada cluster.

##### Cluster 1, composto por 4 empresas:

Este cluster assume o valor mais baixo nas variáveis “RL” e “F.M.”, no entanto nas variáveis “T.A.”, “A.C.”, “Passivo C.P.” e “P.T.” da primeira dimensão, possui valores superiores em relação aos restantes clusters. Na segunda dimensão, as variáveis “Próprio”, “Custos e P.F.” e “C.P.” também detém valores superiores em relação aos restantes clusters.

##### Cluster 2, composto por 1197 empresas:

Neste cluster as variáveis “T.A.”, “A.C.”, “Passivo C.P.” e “P.T.”, no eixo 1, assumem valores mais baixos do que nos restantes clusters, no entanto, pelo contrário, as variáveis “RL”, “R.O.” e “EBITDA” assumem valores superiores em relação aos demais

clusters. No eixo 2, assume o valor mais baixo na variável “Custos e P.F.”, assim como nas variáveis “Próprio”, “Existências”, “Dívidas de Terceiros” e “C.P.”.

Cluster 3, composto por 6 empresas:

Este cluster tem valores intermédios na maioria das variáveis, no entanto assume valores mais elevados do que em relação aos restantes clusters nas seguintes variáveis: “Próprio”, “Existências”, “Dívidas de Terceiros”, “F.M.” no segundo eixo. No terceiro eixo assume um valor mais elevado na variável “D.B. e Caixa”.

Cluster 4, composto por 65 empresas:

Este cluster tem valores intermédios em todas as variáveis.

### 4.1.3 Cafés

Observou-se também os resultados do terceiro grupo de empresas do canal HORECA, os Cafés (n= 843).

Nesta amostra captou-se 3 eixos que explicam 75,57% da variabilidade dos dados. Em que o eixo 1 é o mais relevante para análise uma vez que capta 45,162% da variabilidade dos dados, sendo que o eixo 2 capta 20,96% e o eixo 3 capta 9,448% da variabilidade dos dados. Esta informação encontra-se detalhada na tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Tabela dos valores próprios e variância explicada – Cafés

Axis	Eigenvalue	Expl. Var.	Cummulative
Axis 1	5703.914	45.162	45.162
Axis 2	2647.282	20.96	66.122
Axis 3	1193.305	9.448	75.57
Axis 4	794.33	6.289	81.859
Axis 5	630.453	4.992	86.851
Axis 6	608.559	4.818	91.669
Axis 7	420.622	3.33	95
Axis 8	378.997	3.001	98
Axis 9	102.668	0.813	98.813
Axis 10	86.884	0.688	99.501
Axis 11	40.4	0.32	99.821
Axis 12	19.463	0.154	99.975
Axis 13	3.122	0.025	100
Axis 14	0	0	100

Elaboração Própria

#### **4.1.3.1 Relação das variáveis entre si**

O eixo 1 (primeira dimensão) é formado pelas seguintes variáveis: "T.A.", "Próprio", "A.C.", "Existências", "Passivo C.P.", "V.N" e "D.B e Caixa".

O eixo 2 (segunda dimensão) é composto pelas variáveis: "RL", "R.O." e "EBITDA".

Por último, o eixo 3 é constituído pelas variáveis: "Dividas de Terceiros" e "F.M"

- Apurar-se através da análise realizada que as variáveis "RL" e "Custos e P.F." têm uma correlação negativa, tal como nas variáveis "R.O." e "Passivo C.P.". Revela que se os "RL" aumentam os "Custos e P.F." vão baixar, a mesma relação se verifica com as outras variáveis mencionadas, se o "Passivo C.P." aumenta, o "R.O." baixa.

- Verificam-se correlações positivas nas seguintes variáveis: "A.C." e " D.B e Caixa", "Existências" e "Dividas de Terceiros" e "C.P." e "T.A.". Nestas situações, quando o valor de uma variável aumenta, espera-se que o valor da outra variável tenha o mesmo comportamento.

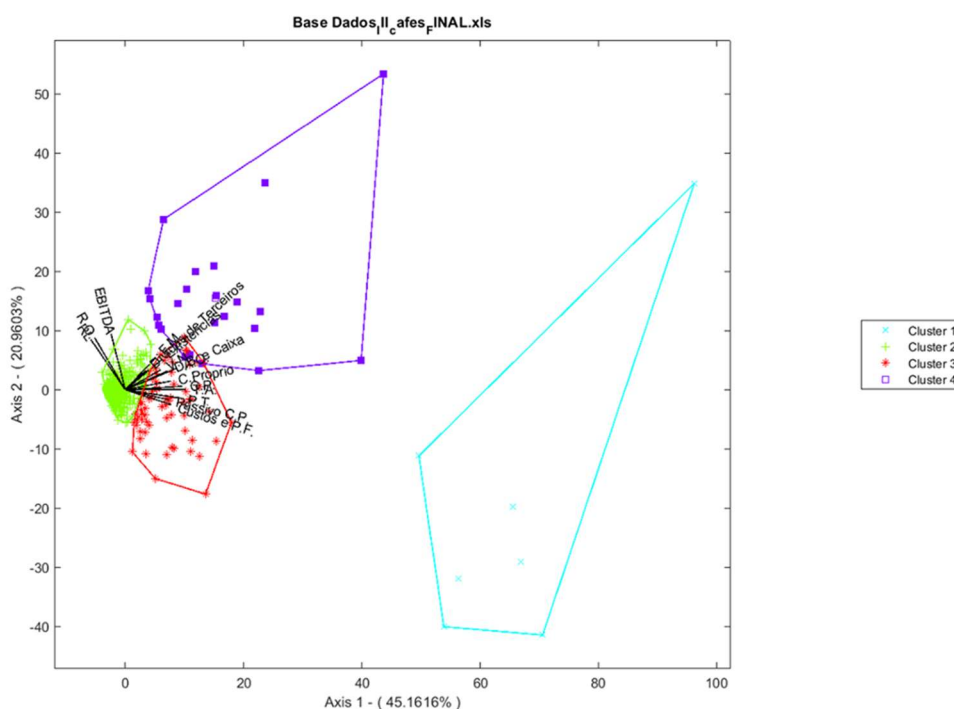
- No entanto, neste estudo, também existem variáveis que não estão correlacionadas entre si, tais como: "EBITDA" e "T.A.", "R.O." e "D.B. e Caixa" e "RL" e V.N.".

#### **4.1.3.2 Relação dos indivíduos entre si: formação de clusters**

##### **4.1.3.2.1 Constituição dos clusters**

A partir da utilização do método K-means com a distância euclidiana ao quadrado, obtiveram-se 4 clusters, conforme se apresenta a figura 4.3.

Figura 4.3 – Gráfico para análise HJ-Biplot – Cafés



Elaboração Própria

#### 4.1.3.2.2 Caracterização dos clusters

Segue-se a caracterização de cada cluster, de acordo com as variáveis de importância para cada um.

##### Cluster 1, composto por 6 empresas:

Observa-se neste cluster que todas as variáveis da primeira dimensão têm os valores mais elevados em relação aos restantes clusters, tal como nas variáveis da terceira dimensão. Pelo contrário, as variáveis da segunda dimensão (“RL”, “R.O.” e “EBITDA”) detêm os valores mais baixos.

##### Cluster 2, composto por 746 empresas:

Verifica-se neste cluster valores mais baixos em todas as variáveis da primeira dimensão. Nas variáveis da segunda dimensão os valores negativos não são muito relevantes. Na terceira dimensão a variável “Dívidas a Terceiros” é a que possui o valor mais baixo.

Cluster 3, composto por 68 empresas:

Este cluster possui valores intermédios em todas as variáveis, no entanto é o cluster que tem o menor valor na variável “F.M.”.

Cluster 4, composto por 23 empresas:

Neste cluster também se verifica valores intermédios em todas as variáveis, no entanto é o único que tem valores positivos nas variáveis da segunda dimensão (“RL”; “R.O.” e “EBITDA”).

## 5. DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

Este estudo teve como objetivo analisar o risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de crédito a empresas do ramo HORECA (Hotéis, Restaurantes e Cafés).

Através da base de dados do Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI), encontraram-se dados de 3316 empresas portuguesas, que após serem segmentados através do CAE de cada empresa, permitiram constituir 3 segmentos. Posteriormente, foram utilizadas 15 variáveis (Resultado Líquido do Exercício; Total Ativo; Capital Próprio; Ativo Circulante; Existências; Dívidas de Terceiros; Passivo-CP; Fundo de Maneio; Volume de Negócios; Resultados Operacionais; EBITDA; Depósitos bancários e Caixa; Custos e Perdas Financeiras; Capitais e Passivo Total) retiradas do balanço e demonstração de resultados para a análise do risco de cada empresa da amostra.

No segmento dos Hotéis encontrou-se correlações positivas muito fortes entre as variáveis: “Existências” e “F.M.” e também entre “P.T.” e “T.A.”, pelo contrário também existem correlações negativas fortes entre as “Dívidas de Terceiros” e “RL”. Nas relações entre os indivíduos entre si, verificou-se que apesar de existirem 4 clusters formados um deles tem maior relevância onde consta a maioria das empresas (Cluster 1). Este cluster tem valores elevados nas variáveis “RL” e “R.O.”.

No segmento dos Restaurantes, constatou-se que existe uma correlação positiva muito forte entre as variáveis “Próprio” e “C.P.”, por outro lado também existe correlações negativas fortes entre as variáveis “Custos e P.F.” e “F.M.”. Neste segmento também existem 4 clusters, sendo o cluster 2 que detém o maior grupo de empresas, que se destaca por ter valores mais elevados nas variáveis “RL”, “R.O.” e “EBITDA”.

Por fim, no segmento dos Cafés também se comprovou correlações positivas entre as variáveis “A.C.” e “D.B e Caixa”, “Existências” e “Dívidas de Terceiros” e “C.P.” e “T.A.”, no entanto verificou-se também correlação negativa forte entre as variáveis “RL” e “Custos e P.F.”. Foram encontrados 4 clusters, sendo o cluster 2 onde consta o maior número de empresas deste segmento, este cluster é caracterizado por ter valores mais baixos na maior parte das variáveis estudadas.

Desta forma, e fazendo alusão a um semáforo em que “verde” poderia ser “atribuir crédito”, “vermelho” seria “não atribuir crédito” e “amarelo” classifica-se como “analisar”, optou-se por classificar os clusters dessa forma.

Esta classificação tem por base a revisão da literatura estudada, onde Batista *et al.* (2004) relataram a importância dos rácios para a análise do risco e atribuição de crédito. Os rácios de rentabilidade contêm indicadores financeiros que comparam diferentes itens do balanço ou da demonstração de resultados das empresas (variáveis mencionadas neste estudo, tais como, resultados financeiros e resultados operacionais). Estes rácios indicam que as empresas serão capazes de gerar recursos suficientes para pagar os seus custos e ainda gerar lucros. Numa primeira fase da análise e, para uma análise mais intuitiva, concedeu-se maior importância aos rácios de rentabilidade (classificação “verde” e “vermelha”). Contudo, Batista *et al.* (2004) também demonstraram a importância dos rácios de estrutura, rácios de liquidez e rácios de rotação. Porém neste estudo optou-se por aconselhar aos analistas de crédito utilizar estes rácios para uma análise mais detalhada (classificação “amarela”), e desta forma descartar situações de empresas que podem vir a ser classificadas como “verde” ou pelo contrário a “vermelho”.

No caso dos Hotéis, o cluster 1 seria “verde”, uma vez que na grande maioria as empresas apresentam valores mais baixos em quase todas as variáveis, no entanto têm resultados satisfatórios nos resultados líquidos, resultados operacionais e EBITDA. Este cenário pode dever-se ao facto da maior parte dos hotéis, por serem grandes estruturas, acabam por estar sujeitos a grandes investimentos iniciais o que faz com que o processo de gerar lucros seja mais demorado. No entanto, as ocupações dos hotéis no Algarve têm sido bastante elevadas (Observador, 2022) o que de alguma forma tem ajudado na situação financeira da grande maioria destas empresas. Em oposição está o cluster 4, a “vermelho”, que tem valores mais baixos nos resultados líquidos e resultados operacionais, sendo empresas que não estão a gerar lucros. Para melhorar a situação financeira destas empresas os custos devem ser reduzidos. Num cenário intermédio, a “amarelo”, está o cluster 3. Este grupo de empresas tem valores intermédios na grande maioria das variáveis, mas um EBITDA elevado. Esta rubrica dá-nos o lucro antes de juros, impostos e amortizações e, desta forma sabe-se quanto a empresa gera de recursos apenas nas suas atividades operacionais. No entanto tendo apenas esta variável com um valor elevado não é suficiente, por isso será necessário proceder a uma análise mais detalhada neste grupo de empresas.

No grupo de empresas dos Restaurantes, o cluster 2 pode-se classificar a ‘verde’ uma vez que tem valores mais elevados nos resultados líquidos, resultados operacionais e EBITDA. No entanto são também estas empresas que têm valores mais baixos no total do ativo, ativo circulante e passivo total e passivo de curto prazo. Para aumentarem os valores nestas variáveis deveriam investir mais em ativos uma vez que tem geram lucros suficientes para tal. Por outro lado, a ‘vermelho’ está o cluster 1 uma vez que têm valores mais baixos nos resultados líquido e no fundo maneiro. Estas empresas para melhorar estes indicadores deveriam, por exemplo, gerir melhor as quantidades dos stocks. O cluster 3 assume o sinal ‘amarelo’ porque detém valores intermédios em quase todas a variáveis, no entanto tem características positivas, porque assume valores elevados no capital próprio, existências, fundo de maneio e depósitos bancários e caixa. Estes são indicadores que demonstram que a as empresas podem vir a ter capacidade financeira para cumprir com os seus compromissos.

Por último, os Cafés, o cluster que assume o sinal ‘verde’ é o cluster 4 sendo o único que tem valores mais altos nas variáveis EBITDA, resultados operacionais e resultados líquidos. Desta forma este é o único grupo de empresas que gera lucros e com maior probabilidade para assumir os seus encargos. O cluster 1 detém o sinal ‘amarelo’ uma vez que tem valores positivos em todas as variáveis, à exceção do EBITDA, resultados operacionais e resultados líquidos. Este grupo de empresas poderá vir atravessar grandes dificuldades financeiras no futuro sendo necessário uma análise mais detalhada por parte dos analistas de crédito. De acordo com o que foi estudado na literatura os rácios de rendibilidade (constam no coeficiente os indicadores resultados líquidos e resultados operacionais) são utilizados para determinar a eficiência com que a empresa está a utilizar os seus ativos. Desta forma, neste grupo de empresas os rácios gerados são de valores muito baixos, sendo um indício negativo na análise destas empresas. Com o sinal ‘vermelho’ está o cluster 2, ao contrário do cluster 1 tem valores mais baixos em quase todas as variáveis à exceção do EBITDA, resultados operacionais e resultados líquidos que contem valores intermédios. Com valores baixos em quase todas as variáveis, estas empresas poderão ter problemas futuros em assumir valores altos nos resultados líquidos, por exemplo, ficando este grupo de empresas em esforço. Não sendo assim apelativo para os grossistas alimentares facultarem crédito a este grupo de empresas, sem que antes o risco seja acautelado.

Verifica-se nesta análise, que nos três grupos de empresas do canal HORECA existe um cluster com uma maior representatividade em relação aos restantes clusters, com peso aproximadamente 90%. Isto pode significar que a maioria das empresas deste ramo e em particular de cada segmento, têm situações financeiras muito similares, havendo, no entanto, pequenos nichos de empresas que se destacam pela sua estrutura financeira robusta ou frágil em relação às restantes.

Face ao objetivo definido de propor critérios e indicadores financeiros e mais robustos para uma boa tomada de decisão na concessão de crédito, constata-se que nas relações das variáveis com os clusters, e em conformidade com Batista *et al.* (2004), verifica-se a existência de correlações semelhantes nos três segmentos estudados.

Quando os rácios são elevados, estes tendem a ajudar favoravelmente para o valor de mercado de cada empresa. Estas relações positivas podem ser bons indicadores na atribuição de crédito por parte dos seus fornecedores. Quando existem correlações positivas significa que, se uma variável aumenta, espera-se que o valor da outra variável tenha o mesmo comportamento. Assim sendo, os analistas de crédito podem ter em consideração as correlações positivas encontradas neste estudo, tais como: aumento do capital próprio e capitais permanentes; aumento do ativo circulante e depósitos bancários e caixa; aumento do EBITDA e resultados líquidos; aumento dos depósitos bancários e caixa e existências; aumento dos depósitos bancários e caixa e fundo de maneoio. Pelo contrário, quando existem correlações negativas entre as variáveis, em que quando uma variável aumenta a outra irá diminuir, poderá ser um indicador de elevado risco das empresas e dessa forma pode haver um travão na atribuição de crédito por parte das empresas grossistas. Podem ser sinais de alerta as seguintes correlações negativas: caso as dívidas de terceiros aumentam os resultados líquidos irão baixar; com o aumento dos custos e perdas financeiras o EBITDA baixa; aumento do passivo de curto prazo faz com que os resultados operacionais baixem; com o aumento dos custos e perdas financeiros o fundo de maneoio baixa.

No caso do crédito comercial, e em mercados que contenham grandes clientes, é normal que haja maior peso das vendas a crédito por parte das empresas fornecedoras desse mercado. Neste estudo, esta situação aplica-se na atribuição de crédito aos hotéis, em que as empresas grossistas podem assumir uma exposição ao risco em proporções mais elevadas. No entanto, no caso das empresas fornecedoras aos Restaurante e Cafés não é

indicado que haja uma exposição tão elevada, uma vez que as empresas dessa categoria não têm uma base sólida, havendo uma probabilidade maior de não cumprirem com créditos mais elevados. Por outro lado, sendo o canal HORECA empresas do ramo alimentar, em que o seu negócio é a vendas de bens perecíveis, de um modo geral não é aconselhável que lhes sejam atribuídas condições de crédito muito extensas.

Neste sentido, face ao objetivo geral desta dissertação, analisar o risco dos grossistas do ramo alimentar na atribuição de crédito a empresas do canal HORECA, constata-se que nos três segmentos estudados existe a possibilidade de atribuição de crédito na grande maioria das empresas em cada sector, clusters classificados a “verde”. Existem também empresas nos três grupos que não é aconselhável a atribuição de crédito, clusters classificados a “vermelho”, essas empresas apresentam valores baixos nos indicadores estudados, sendo, no entanto, em menor quantidade. De uma forma intermédia, encontrou-se também a classificação a “amarelo”, que são empresas que necessitam de uma análise mais detalhada por parte dos analistas. Após essa análise poderá ser possível alterar a classificação dessas empresas.

A principal limitação do estudo prende-se com o facto desta análise apenas constar variáveis quantitativas. Caso os dados quantitativos não forem acompanhados por dados qualitativos da gestão (tais como: a situação de mercado, a estratégia de gestão ou o setor de atividade e no caso específico das empresas do canal HORECA do Algarve, a sazonalidade do negócio) os valores individuais de cada indicador serão insuficientes para conseguir conclusões mais consistentes. Outra limitação deste estudo está relacionada com a classificação a “amarelo” mencionada anteriormente. Neste trabalho foram mencionados rácios relevantes na análise e classificação das empresas (tais como: rácios de estrutura, rácios de liquidez e rácios de rotação) que não foram aprofundados neste estudo. Tal deveu-se ao facto que seria necessária uma análise mais minuciosa que teria de envolver mais disponibilidade.

## **Bibliografia**

- Barros, C. P. (1999) *Avaliação Financeira de Projectos de Investimento*, Lisboa, Vulgata;
- Batista, A. S. (2004) *A Gestão do Crédito como Vantagem Competitiva*, Porto, Vida Económica;
- Brachfield, A. P. (2009) *Gestión del Crédito y Cobro: claves para prevenir la morosidad y recuperar los impagados*. Barcelona, Profit Editorial;
- Brealey, R. A., Myers, S. C. & Allen, F. (2013) *Princípios de finanças corporativas*”, 10ª Edição, Porto Alegre, Editora Afiliada;
- Caiado, A. (1998) *Gestão Bancária – Conceitos e Aplicações*, Lisboa, E.I. – Editora Internacional;
- Camilo, F. (2019) *"Avaliação de Procedimentos para Gestão de Créditos e Controlo de Cobranças em Pequenas e Médias Empresas"* Dissertação de Mestrado não publicada em Gestão, Universidade Aberta;
- Cardoso, M. (2018) *"Gestão de Risco Comercial"* Dissertação de Mestrado não publicada em Contabilidade e Finanças, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto;
- Carvalho, P. V. (2009) *Fundamentos da Gestão de Crédito*, Lisboa, Edições Sílabo, Lda;
- Castela, E. (2009) *Inferencia ecológica para la caracterización de abstencionistas: El caso de Portugal*, Tesis Doctoral, Universidad de Salamanca;
- Duarte, JR. (1999) *Gerenciamento de riscos corporativos: classificação, definições e exemplos*, São Paulo, Resenha BM&F;
- Ferrando, A. & Mulier, K. (2012) *Do Firms Use the Trade Credit Channel to Manage Growth*, Working Paper;
- Ferreira, C. (2017) *"Influência da Gestão de Cobranças e Gestão de Créditos na Estrutura Financeira de Empresas"* Dissertação de Mestrado não publicada em Gestão/MBA, Universidade Aberta;

- Forra, Luís (2022) Ocupação de 93,1% por quarto nos hotéis do Algarve em agosto supera 2019. Publicação Jornal Observador. Disponível em <https://observador.pt/2022/09/06/ocupacao-de-931-por-quarto-nos-hoteis-do-algarve-em-agosto-supera-2019/> (acedido em: 04.03.2023)
- Galindo P. e C. Cuadras (1986) *Una Extensión del Método Biplot y su Relación con Otras Técnicas*, Publicaciones de Bioestadística y Biomatemática 17, Universidad de Barcelona;
- Gabriel, K. R. (1971). The biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis. *Biometrika*, 58(3), 453-467.
- Galindo P. e C. Cuadras (1986) *Una Extensión del Método Biplot y su Relación con Otras Técnicas*, Publicaciones de Bioestadística y Biomatemática 17, Universidad de Barcelona;
- Gama, A. (2012) *Performance Empresarial – Conceitos, Abordagens e Métodos de Avaliação*, Porto, Porto Editora;
- Gyimah, D. (2020) *Peer influence on trade credit*. *Journal of Corporate Finance*, 64;
- Governo, A. (2018) *"A importância do crédito Comercial para as empresas Portuguesas"* Dissertação de Mestrado não publicada em Contabilidade e Finanças, Escola Superior de Gestão e Tecnologia de Santarém, Instituto Politécnico de Santarém;
- Gitman, L. J. (1997) *Princípios de Administração Financeira*, São Paulo, Harbra;
- Jagels, M. G., & Coltman, M. M. (2004). *Hospitality management accounting, 8th ed.*; New York, Wiley;
- Hair Jr., J., Black, W., Babin, B., Anderson, R. (2008) *Multivariate Data Analysis, A global perspective*, Pearson;
- Jornal de Notícias (2021). Disponível em: <https://www.jn.pt/economia/hoteis-restaurantes-e-cafes-quebras-sao-tao-fortes-que-apoios-tornam-se-limitados-13461286.html>; (acedido em 31 de Outubro 2021)
- Lopes, A. (2013) *"Risco de Crédito num contexto de Crise"* Dissertação de Mestrado em não publicada em Contabilidade e Finanças, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto;

- Maia, D. C. (2012), “*A importância da análise de crédito no controle da inadimplência: Um estudo de caso em uma distribuidora de combustíveis brasileira*”, Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia de Produção da UEZO, Rio de Janeiro;
- Martins, A., Cruz, I., Augusto, M., & Silva, P. (2009). *Manual de gestão financeira*, 2ª Edição, Coimbra, Coimbra Editora;
- Matias, A. B. (2007) *Finanças Corporativas de curto prazo: volume 1: a gestão do valor do capital de giro*, São Paulo, Atlas;
- Moritz, G. D. E. O., Augusto, M., & Deluca, M. (2013). *Alteração de políticas de crédito nas empresas de varejo de confecções, impactos financeiros e visão estratégica: um estudo de caso na rede isaketlyn*; Revista Eletrônica Continente de Administração E Turismo;
- Petezi, N. (2017) “*Controlo Interno no Processo de Cobrança: Estudo de caso do Politécnico do Porto*” Dissertação de Mestrado não publicada em Auditoria, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto;
- Pinho, C., Valente, R., Madaleno, M. & Vieira, E. (2019), *Risco Financeiro – Medida e Gestão*, 2ª Edição, Lisboa, Edições Sílabo, Lda;
- Potrich, A., Guse, J., Tamara de Silva, L., Freitas, L., & Rossato, M. (2012), *Política de cobrança de contas a receber: Um estudo de caso no comércio Varejista de Materiais de Construção*, *Sistemas e Gestão* 7 (3), 392-401;
- Roda, A. (2011) “*Análise económico-financeira de empresas e o seu impacto na gestão do risco de crédito*” Dissertação de Mestrado não publicada em Finanças, Instituto Superior de Economia e Gestão, Universidade Técnica de Lisboa;
- Ross, S., Westerfield, R., & Jordan, B. (2013). *Fundamentals of corporate finance*, 10th Ed., New York, McGraw-Hill/Irwin;
- Santi Filho, A. (1997), *Avaliação de Riscos de Crédito*. São Paulo, Atlas;
- Schrickel, W. K. (1995) *Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos*, São Paulo, Atlas;
- Schrickel, W. K. (2000) *Análise de Crédito: Concessão e Gerência de Empréstimos*. 4 ed., São Paulo, Editora Atlas S.A.;

- Santos, J. (2013) *“Os Determinantes do Crédito Comercial: Um estudo sobre as empresas industriais portuguesas”* Dissertação de Mestrado não publicada em Finanças Empresariais, Escola Superior de Estudos Industriais e de Gestão, Instituto Politécnico do Porto;
- Santos, J. O. (2003) *Análise de crédito: empresas e pessoas físicas*, São Paulo, Atlas;
- Securato, J. R. (2002) *Crédito: análise e avaliação do risco*, São Paulo, Saint Paul;
- Selau, L. P. R. & Ribeiro, J. L. D. (2009) *Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito*. Revista Gestão e Produção, v. 16, n. 3, p. 398–413;
- Sousa, A. (2016) *“Gestão do risco de crédito: proposta de um modelo de processos para a Sociedade Comercial C. Santos”* Dissertação de Mestrado não publicada em Gestão Financeira, Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo, Universidade de Aveiro;
- Vieira, E.; Pinho, C.; Oliveira, D. (2013) *“A concessão de Crédito Comercial e o Financiamento dos Clientes: Evidencia nas empresas Portuguesas”* Revista Universo Contábil, ISSN 1809-3337 Blumenau, v. 9, n. 4, p. 144-156;
- Vieira, J. (2014) *“Análise e Gestão de Risco de vendas a Crédito”* Dissertação de Mestrado não publicada em Contabilidade e Gestão de Instituições Financeiras, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Instituto Politécnico de Lisboa;
- Vilela, F. (2016) *Guia de Análises e Decisões de Crédito*, Porto, Vida Económica – Editorial, SA.

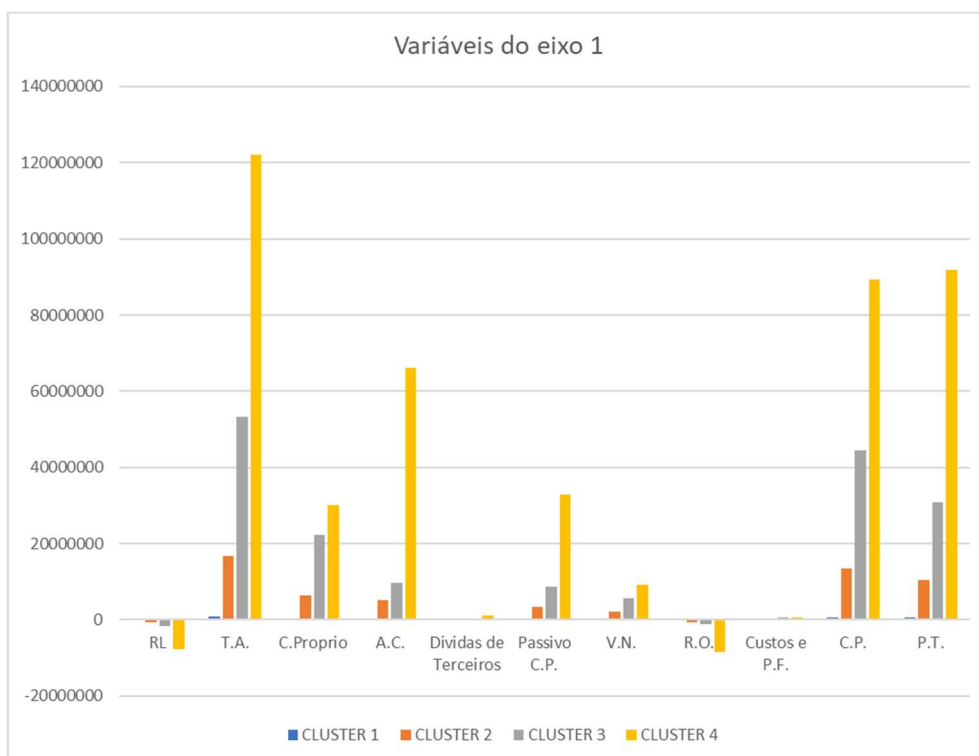
## Apêndices

### Apêndice 1 – Tabela da contribuição das variáveis em cada eixo - Hotéis

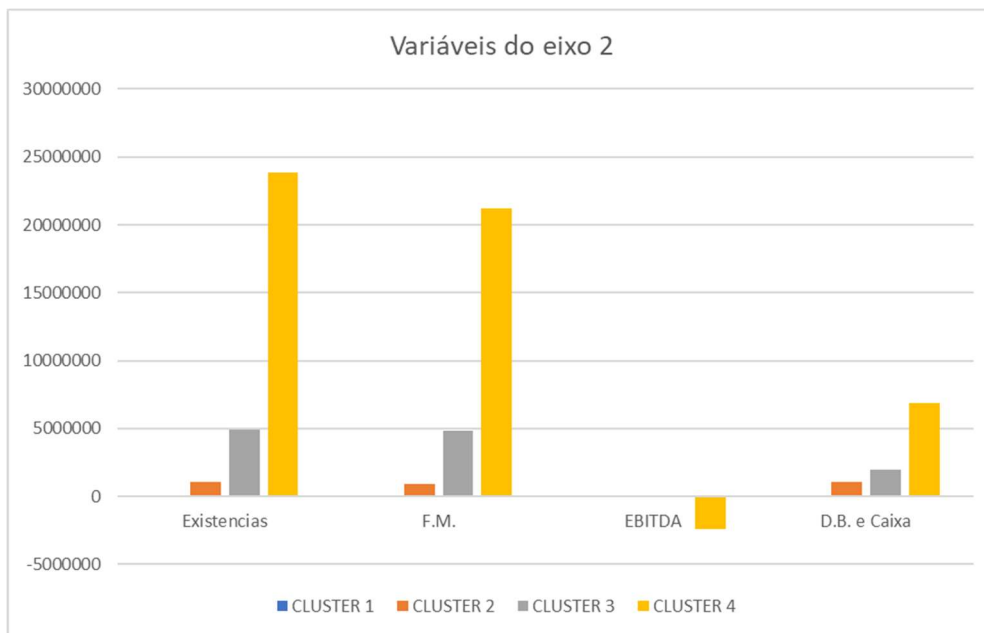
Column Contributions (x1000).

	Axis -1	Axis -2	Axis -3	Axis 1 + 2
<b>RL</b>	562	316	0	878
<b>T.A.</b>	911	0	69	911
<b>C.Proprio</b>	510	0	231	510
<b>A.C.</b>	811	19	57	830
<b>Existencias</b>	338	523	35	861
<b>Dividas de Terceiros</b>	224	56	209	280
<b>Passivo C.P.</b>	662	10	65	672
<b>F.M.</b>	338	507	50	845
<b>V.N.</b>	494	44	32	538
<b>R.O.</b>	476	346	0	822
<b>EBITDA</b>	188	274	232	462
<b>D.B. e Caixa</b>	322	339	3	661
<b>Custos e P.F.</b>	514	7	87	521
<b>C.P.</b>	801	1	168	802
<b>P.T.</b>	909	0	8	909

### Apêndice 2 – Gráficos de análise de clusters - Hotéis



### Apêndice 3 - Gráficos de análise de clusters - Hotéis



Apêndice 4 - Tabela de análise de clusters - Hotéis

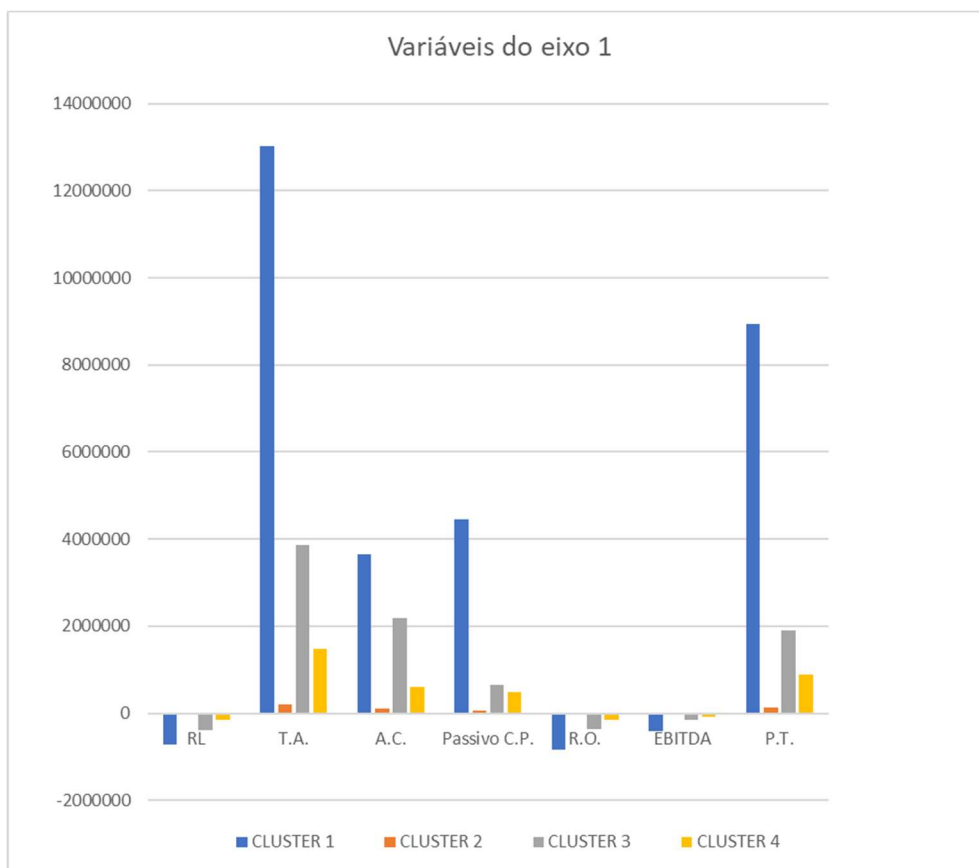
		1	2	3	4
RL	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>-26870,23</b>	-609377,9	-1527868	<b>-7653884</b>
	Standard Deviation	171936,16	879581,22	1225864,6	10573995
T.A.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>845515,61</b>	16874837	53232785	<b>122008671</b>
	Standard Deviation	1486067	8812531,4	26524686	53904776
C.Proprio	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>292118,36</b>	6414634,7	22286667	<b>30135073</b>
	Standard Deviation	800968,67	6693549,1	22672482	18389750
A.C.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>295823,68</b>	5081434,2	9603227,8	<b>66192775</b>
	Standard Deviation	616470,94	5339536,2	8195887,2	23853390
Dividas de Terceiros	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>19329,66</b>	140534,53	458097,45	<b>1047369,5</b>
	Standard Deviation	84746,71	619014,79	880792,46	2009172,7
Passivo C.P.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>214561,8</b>	3469337,3	8772223,9	<b>32773062</b>
	Standard Deviation	536038,14	4513959,5	8742245,1	26056780
V.N.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>175276,31</b>	2084905,4	5700861,4	<b>9239761,9</b>
	Standard Deviation	390764,38	2357191,2	5983035,5	12732122
R.O.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>-21714,82</b>	-519847,3	-1142870	<b>-8446824</b>
	Standard Deviation	192316,82	906107,61	1261595,6	12523147
Custos e P.F.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>3061,48</b>	138038,67	550694,64	<b>696241,04</b>
	Standard Deviation	10271,5	218943,19	505454,3	623372,9
C.P.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>630953,81</b>	13405500	44460561	<b>89235608</b>
	Standard Deviation	1282334	8760446,7	27951304	44639278
P.T.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>553397,25</b>	10460202	30946117	<b>91873598</b>
	Standard Deviation	1033447,4	7553154,5	17674066	37270841
Existências	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>54414,61</b>	1052731,7	4886478,6	<b>23854537</b>
	Standard Deviation	269480,49	2268029,3	6990492	18387930
F.M.	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>51386,69</b>	901741,55	4821086,3	<b>21190838</b>
	Standard Deviation	277454,94	2279279,3	6841011	15840640
EBITDA	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	1349,33	-30747,16	<b>79940,73</b>	<b>-2379937</b>
	Standard Deviation	182265,63	942380,49	1329179,1	3212705,2
D.B. e Caixa	Valid N	1104	73	18	5
	Mean	<b>84520,24</b>	1049651,5	2009753,6	<b>6853683,4</b>
	Standard Deviation	221941,49	1572180,6	1859840,3	5620274,2

Apêndice 5 - Tabela da contribuição das variáveis em cada eixo - Restaurantes

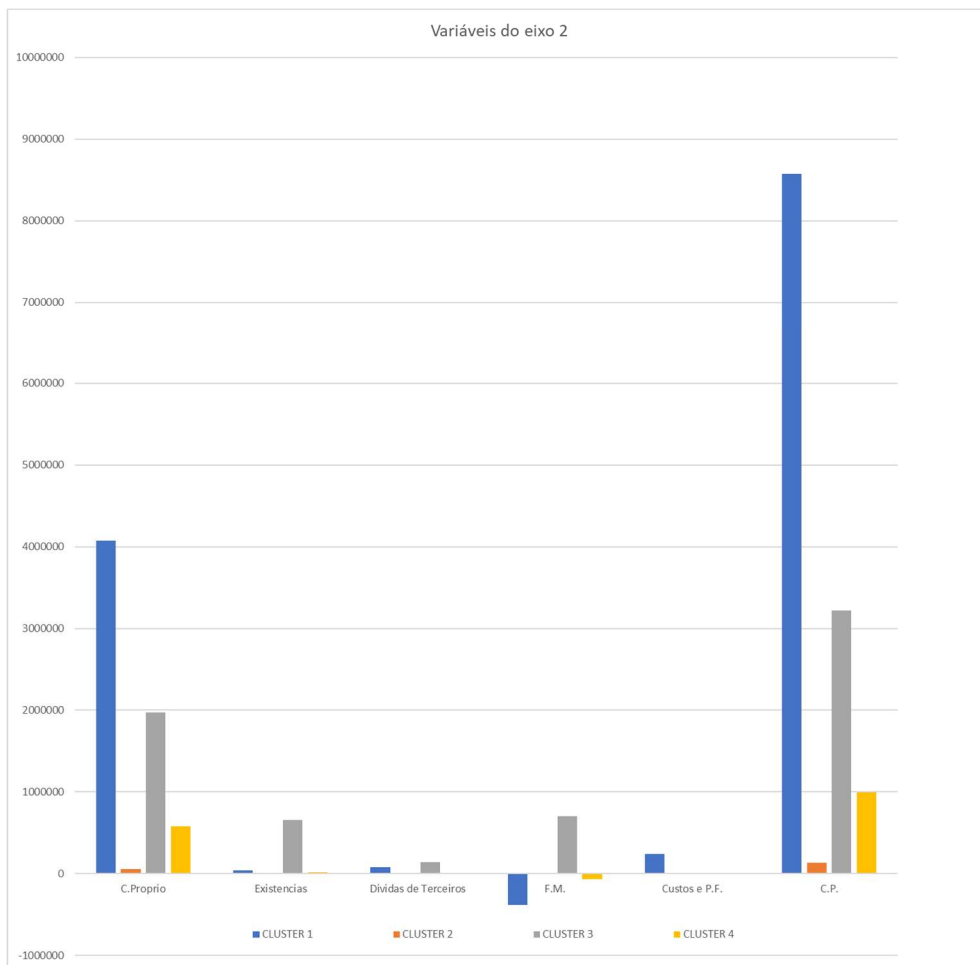
Column Contributions (x1000).

	Axis -1	Axis -2	Axis -3	Axis 1 + 2
ZRL	868	95	11	963
ZT.A	705	210	42	915
ZC.Proprio	164	212	65	376
ZA.C	326	257	194	583
ZExistencias	45	545	174	590
ZDividasdeTerceiros	3	119	107	122
ZPassivoC.P	478	27	99	505
ZF.M	236	586	114	822
ZV.N	157	47	429	204
ZR.O	906	55	22	961
ZEBITDA	745	139	33	884
ZD.B.eCaixa	12	130	203	142
ZCustoseP.F	140	549	141	689
ZC.P	297	382	169	679
ZP.T	669	78	7	747

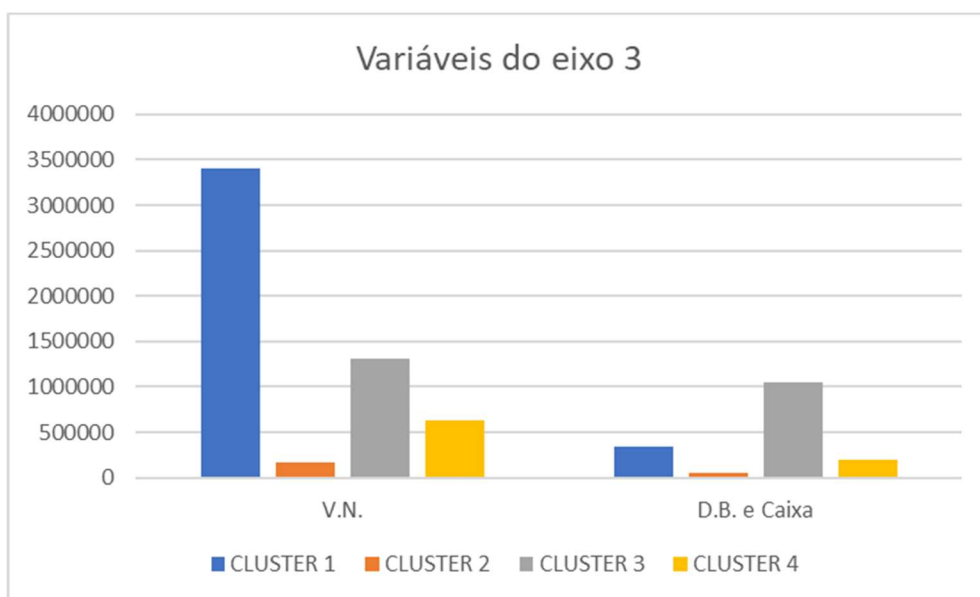
Apêndice 6 – Gráficos de análise de Clusters - Restaurantes



## Apêndice 7 - Gráficos de análise de Clusters - Restaurantes



## Apêndice 8 - Gráficos de análise de Clusters - Restaurantes



Apêndice 9 - Tabela de análise de Clusters - Restaurantes

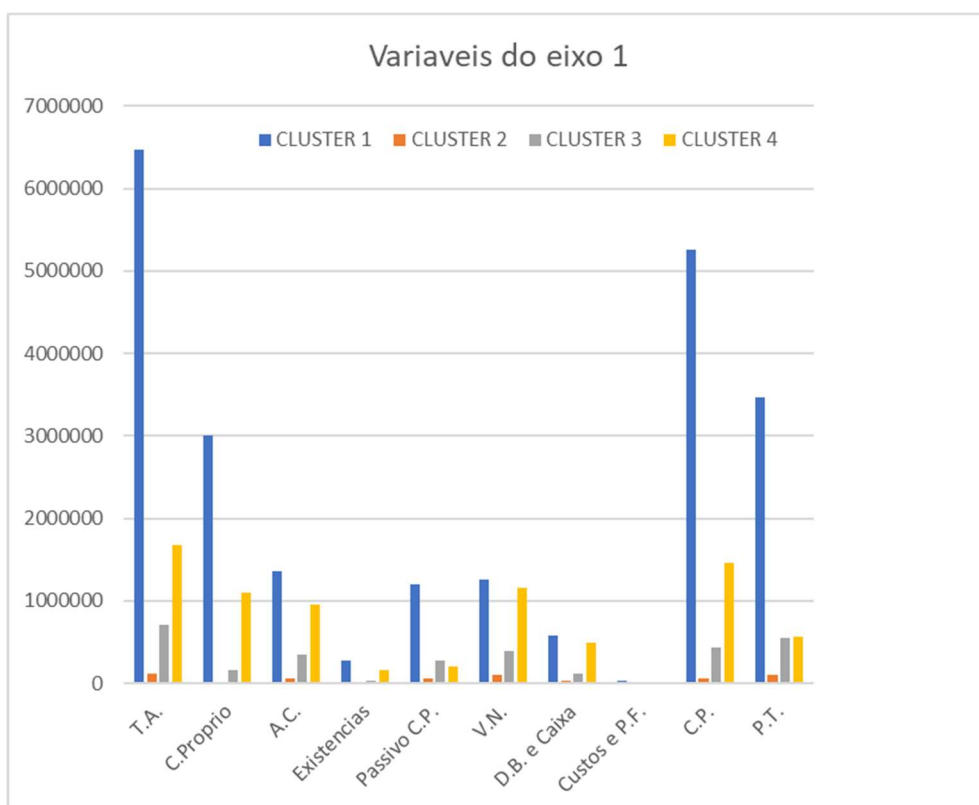
		1	2	3	4
RL	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>-723234,19</b>	<b>-9148,91</b>	-381695,02	-147959,7
	Standard Deviation	835177,35	43222,39	497736,95	118819,62
T.A.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>13020639,4</b>	<b>199902,56</b>	3872198,04	1478615,74
	Standard Deviation	10011774,6	320389,42	2076013,09	1422341,97
A.C.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>3654548,31</b>	<b>100586,78</b>	2178523,53	599073,78
	Standard Deviation	3245093,3	164411,81	1084122,04	768557,76
Passivo C.P.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>4442153,85</b>	<b>67839,74</b>	649200,27	480457,69
	Standard Deviation	3334446,19	115722,13	831939,36	490640,37
R.O.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>-845136,73</b>	<b>-6253,24</b>	-363918,14	-137650,03
	Standard Deviation	684153,69	47675,39	515915,01	122509,56
EBITDA	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>-400977,52</b>	<b>3132,89</b>	-160367,24	-77164,16
	Standard Deviation	735807,18	55613,82	491660,88	130597,29
P.T.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>8947451,59</b>	<b>141370,36</b>	1902513,28	898269,34
	Standard Deviation	4019043,95	215889,48	1270144,45	802962,05
C.Proprio	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>4073187,82</b>	<b>58532,2</b>	<b>1969684,75</b>	580346,4
	Standard Deviation	6021073,83	208084,29	2518947,23	1090011,98
Existencias	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	41018,61	<b>6475,98</b>	<b>659446,12</b>	20025,63
	Standard Deviation	35934,99	28072,15	639844,44	32248,7
Dividas de Terceiros	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	79407,12	<b>2258,96</b>	<b>142260,57</b>	12913,88
	Standard Deviation	62234,34	14770,67	142868,76	48829,89
F.M.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>-378159,5</b>	-868,94	<b>704181,79</b>	-63263,57
	Standard Deviation	476112,59	36607,89	668677,11	122764
Custos e P.F.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>238957,05</b>	<b>875,38</b>	1673,64	9116,33
	Standard Deviation	316306,96	2117,02	2919,05	15149,71
C.P.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>8578485,56</b>	<b>132062,82</b>	3222997,76	998158,05
	Standard Deviation	10846052,2	279162,35	2120431,64	1277112,79
V.N.	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	<b>3405275,64</b>	172890,24	1302484,18	632662,93
	Standard Deviation	2746863,96	271243,02	1094341,62	641540,01
D.B. e Caixa	Valid N	4	1197	6	65
	Mean	340170,99	<b>55208,43</b>	<b>1045745,11</b>	202465,29
	Standard Deviation	300559,72	102911,53	801622,63	254377,46

Apêndice 10 - Tabela da contribuição das variáveis em cada eixo - Cafés

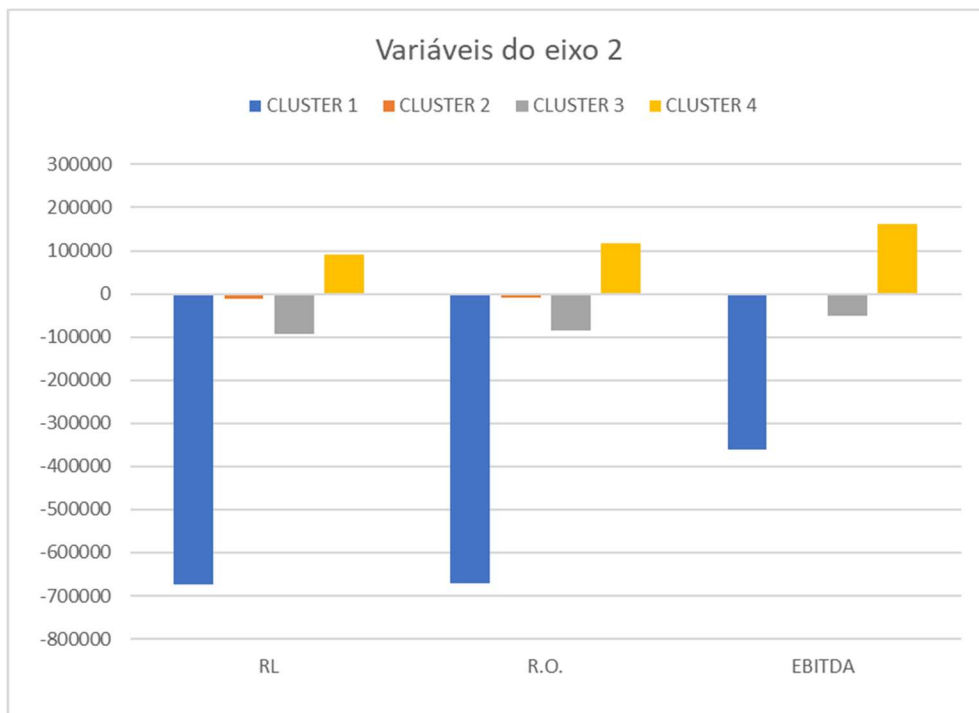
Column Contributions (x1000).

	Axis -1	Axis -2	Axis -3	Axis 1 + 2
<b>RL</b>	301	645	8	946
<b>T.A.</b>	912	0	22	912
<b>C.Proprio</b>	540	20	160	560
<b>A.C.</b>	670	117	23	787
<b>Existencias</b>	325	222	277	547
<b>Dividas de Terceiros</b>	111	94	241	205
<b>Passivo C.P.</b>	475	25	11	500
<b>F.M.</b>	240	270	353	510
<b>V.N.</b>	318	100	20	418
<b>R.O.</b>	240	692	14	932
<b>EBITDA</b>	51	792	67	843
<b>D.B. e Caixa</b>	456	90	153	546
<b>Custos e P.F.</b>	533	56	3	589
<b>C.P.</b>	820	3	42	823
<b>P.T.</b>	783	17	23	800

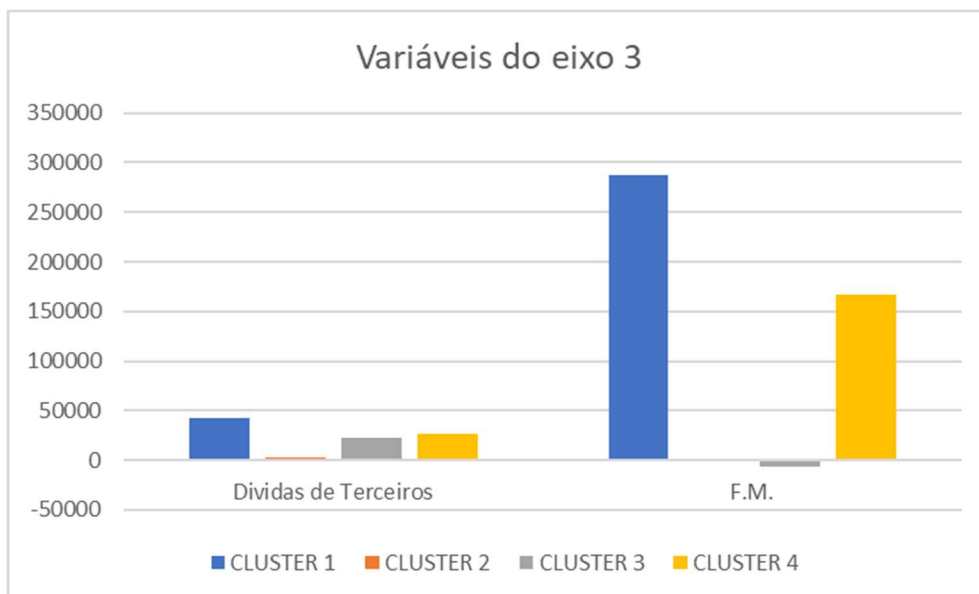
Apêndice 11 - Gráficos de análise de Clusters - Cafés



## Apêndice 12 - Gráficos de análise de Clusters - Cafés



## Apêndice 13 - Gráficos de análise de Clusters - Cafés



Apêndice 14 - Tabela de análise de Clusters - Cafés

T.A.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>6469534</b>	<b>115984</b>	715374,4	1670834
	Standard Deviation	1724303	151340,9	360743,4	859827,5
C.Proprio	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>3008101</b>	<b>11161,69</b>	157727	1102589
	Standard Deviation	1883966	121622,9	399578,6	638503,3
A.C.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>1364607</b>	<b>59227,68</b>	351467,2	949034,3
	Standard Deviation	998747,1	83695,56	278589,1	615824,4
Existencias	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>278623,2</b>	<b>4767,75</b>	26330,36	155418,8
	Standard Deviation	564833,1	12715,14	66705,83	257580
Passivo C.P.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>1207947</b>	<b>55551,04</b>	283415,1	205963,6
	Standard Deviation	676462,1	80005,19	238102	333762,9
V.N.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>1262968</b>	<b>102933,4</b>	391233,3	1151656
	Standard Deviation	626051,3	125560,1	342470,5	1585913
D.B. e Caixa	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>587242,7</b>	<b>25559,89</b>	116807,4	488506
	Standard Deviation	371599,5	44628,91	148304,3	431163,5
Custos e P.F.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>31696,67</b>	<b>521,35</b>	5580,83	4360,08
	Standard Deviation	18221,91	1445,98	7944,56	7323,52
C.P.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>5261587</b>	<b>60432,93</b>	431959,3	1464870
	Standard Deviation	1588454	148480,6	429927,6	896726,7
P.T.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>3461433</b>	<b>104822,3</b>	557647,4	568244,5
	Standard Deviation	1782234	117925,2	365831,3	606001,7
RL	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>-674172</b>	-11113,1	-93295,9	<b>90371,28</b>
	Standard Deviation	345777,5	25757,16	82574,29	117083,8
R.O.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>-671716</b>	-9564,36	-85970,1	<b>117997</b>
	Standard Deviation	371875,5	28072,13	84076,97	132106,9
EBITDA	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>-361196</b>	-4388,46	-51804	<b>162564,2</b>
	Standard Deviation	293588,4	30171,66	78017,13	143054,2
Dividas de Terceiros	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>42791,61</b>	<b>2607,93</b>	22769,19	26122,86
	Standard Deviation	78605,05	14745,47	59858,13	53468,24
F.M.	Valid N	6	746	68	23
	Mean	<b>287935,6</b>	-277,51	<b>-6212,11</b>	167139,3
	Standard Deviation	647153,3	20941,03	102288,9	306824,3