

iscte

INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Avaliação do comportamento das agências bancárias numa perspetiva de qualidade de serviço

Ana Rita Lincho Narciso

Mestrado em Business Analytics

Orientadora:
PhD, Rute Gabriel Monteiro Saraiva, Professora Auxiliar
Convidada,
ISCTE-IUL

Novembro, 2023



BUSINESS
SCHOOL

Departamento de Métodos Quantitativos para a Gestão e
Economia

**Avaliação do comportamento das agências bancárias
numa perspetiva de qualidade do serviço**

Ana Rita Lincho Narciso

Mestrado em Business Analytics

Orientadora:
PhD Rute Gabriel Monteiro Saraiva, [Professora Auxiliar
Convidada,
ISCTE-IUL

Novembro, 2023

Para a minha família e amigos.

Agradecimentos

Primeiramente, quero agradecer a todos os intervenientes deste projeto que, de alguma forma, foram peças chave ao longo deste meu percurso.

Aos meus pais e irmã Maria, quero agradecer o apoio, a compreensão e o carinho transmitidos, para que este caminho fosse feito de momentos de equilíbrio e serenidade.

À Professora Doutora Rute Saraiva, por me ter ensinado a importância de sermos resilientes, pela entrega, partilha de conhecimento e pela disponibilidade e à Camila Couceiro d'Amorim, por ter sido um forte apoio ao longo deste percurso e por estar sempre predisposta a ajudar-me.

Ao Professor Doutor Fernando Buarque, pela sugestão dada nas suas aulas de Seminário sobre o SOM.

À empresa Assertys, pelo apoio dado na recolha de dados nas agências de uma instituição bancária angolana, na cidade de Luanda (Angola), a partir da qual foi possível obter o ficheiro de dados que deu suporte a esta dissertação.

Aos meus melhores amigos, pela amizade sem igual, pelo apressado e cuidado desmedidos, e em especial, ao João, pela presença constante ao longo dos vários desafios e obstáculos, por ter sempre as palavras certas e por acreditar em mim, mesmo quando a palavra desistir muitas vezes ecoava.

O meu obrigada,

Rita.

Resumo

No decorrer das últimas décadas, a qualidade de serviço tem recebido um grande foco por parte de investigadores e profissionais devido ao impacto que tem na satisfação de clientes, no desempenho dos negócios e, conseqüente, na rentabilidade. O setor financeiro tem-se confrontado com algumas mudanças, decorrentes de um mercado caracterizado pela concorrência e pela crescente estabilização da procura. Apesar do crescimento da banca digital, o atendimento presencial ainda é relevante em alguns países, como é o caso de Angola. As instituições financeiras recorrem frequentemente ao cliente mistério para avaliar a qualidade.

Esta dissertação visa analisar a qualidade do atendimento ao longo do serviço prestado nas agências bancárias, tendo por base o SOM e os dados recolhidos através da técnica de cliente mistério. Os dados utilizados para a concretização dos objetivos traçados foram recolhidos através da grelha de avaliação do cliente mistério, em 70 agências de uma instituição bancária angolana, localizadas na cidade de Luanda.

Os outputs do SOM permitiram agrupar as várias agências da instituição bancária face ao seu nível de desempenho, bem como, à sua manutenção ao longo das várias observações realizadas. Os seus resultados possibilitaram não só analisar como se organizam estas agências relativamente à qualidade percebida, como também identificar padrões de comportamento das mesmas. Neste âmbito, foram identificadas quatro classes de desempenho, evidenciando o nível de qualidade de cada agência.

Esta dissertação identificou ainda algumas limitações. Todavia, apresenta contribuições ao nível da qualidade, especialmente no que concerne à aplicação de modelos não supervisionados a dados regularmente recolhidos ao nível das agências bancárias.

Palavras-chave: avaliação de qualidade; serviço; cliente mistério; SOM; satisfação do cliente; agências bancárias.

Classificação JEL: C38, G21.

Abstract

Over the past few decades, service quality has garnered a significant attention from researchers and professionals due to its impact on customer satisfaction, business performance, and ultimately, profitability. The financial sector has been grappling with changes stemming from a market characterized by competition and growing stabilization of demand. Despite the growth of digital banking, in some countries as Angola, in-person service is still relevant. Financial institutions often turn to mystery shoppers to assess quality.

This research aims to analyze the quality of service throughout the service provided in banking agencies, using Self-Organizing Maps (SOM) and data collected through the mystery shopper technique as a basis. The data used to achieve the set objectives were collected through the mystery shopper evaluation grid in 70 bank branches in Luanda.

The outputs of the SOM allowed for the grouping of various bank branches based on their performance levels and their maintenance throughout multiple observations. The results not only enabled an analysis of how these agencies are organized concerning perceived quality but also the identification of behavioral patterns among them. In this context, four performance classes were identified, reflecting the quality level of each branch.

This research also identified some limitations. However, it presents contributions in the realm of quality, especially regarding the application of unsupervised models to regularly collected data at the level of banking agencies.

Key words: quality evaluation; service; mystery shopper; SOM; customer satisfaction, bank branches.

JEL Classification: C38, G21.

Índice

Índice	ix
Índice de Tabelas	xi
Índice de Figuras	xi
Glossário de siglas	xiii
Capítulo 1. Introdução	1
1.1 Enquadramento do tema	1
1.2 Problema e questão de investigação	2
1.3 Objetivos e contributos	5
1.4 Estrutura do documento	5
Capítulo 2. Revisão de Literatura	7
2.1 Conceito de qualidade de serviço no setor bancário	7
2.2 Modelos aplicados na avaliação da qualidade	10
2.3 Dimensões mais usuais para medir a qualidade no atendimento bancário	15
2.4 Impacto da qualidade na satisfação do cliente	18
Capítulo 3. Metodologia de Investigação	21
3.1 Metodologia adotada	21
3.2 Metodologia CRISP-DM	22
3.2.1 <i>Compreensão do negócio</i>	22
3.2.2 <i>Compreensão dos dados</i>	23
3.2.3 <i>Preparação dos dados</i>	28
3.2.4 <i>Modelação</i>	31
3.2.5 <i>Avaliação dos resultados</i>	34
3.2.6 <i>Implementação</i>	35
Capítulo 4. Resultados e Discussão	37
4.1 Compreensão da complexidade do problema	37
4.2 Análise das possibilidades de agrupamento e seleção do agrupamento	39
4.3 Determinação do nível de desempenho de qualidade	42
4.4 Posicionamento e manutenção das agências bancárias	43
4.5 Análise das questões de investigação	47
Capítulo 5. Conclusões	49
5.1 Recomendações da investigação	49
5.2 Limitações da investigação	49
5.3 Sugestões para investigações futuras	50
Referências Bibliográficas	51
Anexos	57

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Dimensões aplicadas na avaliação da qualidade do serviço	11
Tabela 2 – Síntese dos principais modelos aplicados na análise da qualidade do serviço	14
Tabela 3 – Dimensões utilizadas na medição da qualidade do serviço	16
Tabela 4 – Medidas do questionário de avaliação da qualidade	16
Tabela 5 – Uso de indicadores-chave de desempenho em SGI	17
Tabela 6 – Grelha de avaliação resumida	26
Tabela 7 – Tipos de variáveis presentes na grelha de avaliação	27
Tabela 8 – Variáveis adicionais à grelha de avaliação	28
Tabela 9 – Síntese das variáveis transformadas	30
Tabela 10 – Processo de seleção da amostra	31
Tabela 11 – Conjugação dos parâmetros do SOM (MiniSom)	33
Tabela 12 – Média e desvio-padrão das observações do cliente mistério	38
Tabela 13 – Média e desvio-padrão das observações dos clientes independente	38
Tabela 14 – Síntese dos vários cenários e cálculo das métricas de medição da performance	39
Tabela 15 – Caracterização da amostra por classes	43
Tabela 16 – Comportamento das agências que mudaram de desempenho nas 3 visitas realizadas	44
Tabela 17 – Comportamento das agências face à manutenção da classe de desempenho	44
Tabela 18 – Número de agência por nível de desempenho recorrendo aos Quartis e ao SOM	48

Índice de Figuras

Figura 1 – Diagrama do modelo CRISP-DM (Quinn, 2020)	22
Figura 2 – Código – Eliminação de variáveis em Python	29
Figura 3 – Código – Transformação de variáveis categóricas em numéricas em Python	29
Figura 4 – Código – Alteração no formato de variáveis temporais em Python	29
Figura 5 – Código – Normalização das variáveis selecionadas em Python	30
Figura 6 – Código – Preenchimento de dados omissos em Python	30
Figura 7 – Código – Aplicação do MiniSom em Python	32
Figura 8 – Código – Aplicação das métricas de avaliação de performance em Python	35
Figura 9 – Processo de implementação dos resultados obtidos através do SOM	35
Figura 10 – Demonstração das matrizes de agrupamentos em Python	41
Figura 11 – Ilustração da matriz escolhida em Python	42

Glossário de siglas

ATM	Automated Teller Machine
BMU	Best matching unit
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
DP	Desvio-padrão
e.g.	Por exemplo
i.e.	isto é
IB	Instituições bancárias
KDD	Knowledge Discovery from Databases
n/a	Não aplicável
QE	Quantization error
SEMMA	Sample, Explore, Modify, Model, Assess
SGI	Sistemas Integrados de Gestão
SOM	Self Organizing Map
TE	Topographic error

Capítulo 1. Introdução

As organizações com um elevado número de clientes e postos de atendimento, como é o caso das instituições bancárias (IB) que possuem uma larga rede de agências, nem sempre conseguem supervisionar de forma multiespectral a qualidade de atendimento, na generalidade, e do atendimento presencial, em particular. A introdução que se segue contribui para clarificar os conceitos de qualidade do ponto de vista do atendimento em agências bancárias e de que forma é possível avaliar essa mesma qualidade através de técnicas baseadas em modelos não supervisionados.

1.1 Enquadramento do tema

Nas últimas décadas, a qualidade dos serviços tem sido uma área de grande foco para profissionais, gestores e investigadores, fruto do seu forte impacto no desempenho dos negócios, redução de custos, satisfação do cliente, fidelização do cliente e rentabilidade (Naik, 2010).

O setor dos serviços financeiros tem enfrentado mudanças significativas, resultantes de um mercado caracterizado pela sua forte concorrência, pouco crescimento da procura e aumento da regulamentação. Aliata et al. (2016). Frequentemente, as áreas comercial e de qualidade das instituições financeiras têm dificuldade em perceber onde devem melhorar a performance dos seus colaboradores e, por sua vez, a qualidade do serviço prestado.

A qualidade de serviço tem influência na satisfação dos clientes e, conseqüentemente na lealdade e na fidelização dos mesmos. Por essa razão, trata-se de uma dimensão fulcral na gestão dos clientes (Seth et al., 2005). O mesmo autor afirma que fatores como a alta competitividade do setor bancário, o aumento do uso de tecnologia da informação, o crescente conhecimento e consciencialização dos clientes, torna imprescindível a melhoria contínua da qualidade dos serviços prestados.

Com a premência do tema da qualidade do serviço, gestores e investigadores esforçam-se para aprender mais sobre as componentes da qualidade de serviço em torno das suas organizações, devido a fatores como, a satisfação do cliente e o aumento da lucratividade (Seth et al., 2005).

Para autores como Mukherjee et al. (2003) é, cada vez mais essencial estudar o papel da qualidade no desempenho do mundo empresarial e do negócio, desde um nível mais estratégico até aos detalhes da sua implementação.

A estratégia de marketing continua a ser outro fator crucial e global para a satisfação do cliente e a competitividade das instituições bancárias. A nível mundial, a confiança dos clientes nos serviços bancários continua em declínio, com 40% dos clientes a perderem a confiança no setor, e apenas 22% a ganharem confiança (*Global Consumer Survey, 2012*, citado por Aliata et al. 2016).

É fundamental o esforço por parte das organizações na melhoria do atendimento, para a obtenção de sucesso e conquista de um cliente fiel (Costa, 2015). Neste contexto, estudar o tema da qualidade

do atendimento como um fator de crescimento organizacional tem vindo a ganhar notoriedade, pois ainda existem diversos setores que não valorizam o cliente como um dos seus principais ativos.

Relativamente à postura adotada entre o compromisso emocional dos colaboradores e a satisfação do cliente, Jiang et al. (2009) defendem que existe uma forte influência por parte da perceção do cliente sobre o que é a qualidade do serviço ao longo do atendimento. O autor acredita também que, as teorias sobre as relações entre a perceção do cliente e a postura dos colaboradores, existem, ainda que pouca literatura estude e investigue esta relação.

No sentido de compreender como se organizam as instituições bancárias e a supervisão que delas advém, é consensual que as falhas existentes no mundo financeiro foram evidenciando cada vez mais a inadequação dos modelos de governação e liderança. Essa inadequação proporcionou, ainda, um terreno fértil para a propagação de modelos de negócio e práticas de gestão descuidadas e pouco éticas (Banco de Portugal, 2016).

Isto demonstra que, para as organizações com elevada dimensão, e grande número de clientes, nem sempre conseguem supervisionar de forma multiespectral a qualidade de atendimento, em particular do atendimento presencial.

Em suma, os profissionais prestadores do serviço necessitam de ter um bom conhecimento da sua organização, sabendo reconhecer os objetivos da mesma e a dinâmica envolvente, e ainda os setores responsáveis pelas várias ações desenvolvidas e/ou a desenvolver, cuja finalidade seja prestar um excelente serviço ao cliente (Guerreiro, 2016).

No que concerne aos métodos de análise de dados, a avaliação da qualidade do atendimento tem de um modo geral recorrido à estatística descritiva, mais concretamente a medidas de localização (e.g., quartis), o que não permite uma aprendizagem mais efetiva dos dados, e uma identificação mais precisa do tipo de casos existentes.

1.2 Problema e questão de investigação

A economia de serviços puramente digital iniciou-se em meados da década de 1990, quando empresas e particulares em toda a OCDE começaram a adotar a internet como meio comercial e recreativo. Este período representa um ponto de partida aproximado para a era da economia digital em que a Internet se tornou o campo de trabalho das economias modernas nos países industrializados (Potts, 2007, citado por Lameiras, 2018).

Apesar do crescimento da banca digital, o atendimento presencial continua a ser uma forma de relacionamento com os clientes muito importante, sobretudo em países onde a literacia digital ainda é baixa. No sector bancário, diversos especialistas previam o desaparecimento das agências e o aumento do banco virtual, utilizando a internet no início dos anos 2000. Contudo, as previsões feitas

não corresponderam à realidade. Os balcões continuaram a ser usados, especialmente por aqueles que preferem o relacionamento mais personalizados com os profissionais do banco (Scott, 2002; Mols et al., citados por Lameiras, 2018).

Neste sentido, as áreas de qualidade e comercial apresentam dificuldade em perceber como é que as instituições bancárias podem melhorar a performance dos seus colaboradores e, conseqüentemente, a satisfação dos seus clientes, pois segundo Fernandes (2011), a performance do serviço e a avaliação da qualidade não emergem apenas do resultado desse serviço, mas também dos vários processos de avaliação que permitem a entrega do serviço aos seus clientes.

Numa perspetiva de qualidade, a avaliação do comportamento das IB e dos seus postos de atendimento é feita de diversas formas. Para ser possível avaliar a qualidade do atendimento bancário, em primeiro lugar, é necessário recolher os dados, que posteriormente serão utilizados para a avaliação que se pretende realizar. Pois, os sistemas de gestão necessitam de mecanismos de medição e avaliação dos seus resultados, cujo objetivo é criar oportunidades de melhoria, e ainda permitir identificar possíveis não conformidades e quais as causas (Neves, 2012).

Investigadores como Guerreiro (2016) defendem que a elaboração de questionários e relatórios de cliente mistério são algumas das técnicas de recolha de dados mais frequentes, baseando o seu fundamento em revisões literárias de estudos semelhantes.

Para muitos gestores de topo, a técnica de cliente mistério é utilizada para medir a qualidade da venda e do serviço, confiando assim os resultados obtidos por esta técnica, permitindo-lhes tomar certas decisões de gestão, bem como fazer comparações e avaliações (Blessing & Natter, 2019).

Uma vez que é uma abordagem que mede objetivamente a qualidade do serviço, é necessário o ajuste da técnica ao setor em causa, neste caso, o setor bancário (Dawes, 2000).

A técnica de cliente mistério é muito utilizada para avaliar e medir o desempenho do serviço prestado com o intuito de estimar padrões e agrupamentos, pois os dados são tratados de uma forma descritiva (Zubanov et al., 2023).

No âmbito do tema da qualidade do atendimento das agências bancárias, este estudo pretende encontrar contributos científicos que permitam avaliar a qualidade do atendimento, a partir da recolha de dados com a técnica de cliente mistério e do processamento com base em modelos não supervisionados, demonstrando assim o potencial de outros modelos comparativamente à estatística descritiva, frequentemente aplicada e este tipo de dados.

Mais concretamente, o desafio deste estudo pretende abordar de que forma podemos criar maior valor de informação, com base na técnica de cliente mistério, possibilitando uma aprendizagem contínua dos comportamentos das instituições bancárias, como a aplicação do SOM (*Self Organizing Maps*), também conhecidos como mapas auto-organizados ou redes de Kohonen, foram desenvolvidos por Teuvo Kohonen.

Os mapas auto-organizados foram desenvolvidos por Teuvo Kohonen em (1982). São modelos de aprendizagem não supervisionada, cuja particularidade é o seu desconhecimento face ao problema específico, bem como desconhece também o número de agrupamentos/*clusters* ideais que o modelo deve formar, para que seja possível agrupar os dados consoante os critérios definidos à priori.

É um dos modelos utilizados no agrupamento de observações, em que o objetivo principal é a extração e ilustração de estruturas no conjunto dos dados que se esteja a analisar (Kaski et al., 1998; Kaski & Kohonen, 1996, citado por Coelho, 2013).

Uma vez que estamos perante uma dissertação que pretende avaliar e analisar as agências de uma instituição bancária angolana, procurando compreender se as mesmas necessitam de processos de melhoria, e qual ou quais as variáveis que determinada agência deve investir ou aperfeiçoar, é importante que o modelo a incorporar seja um modelo capaz de trabalhar os dados que foram recolhidos de forma imparcial, ou seja, sem saber à partida como se agrupam essas agências. Neste sentido, o SOM é o modelo que melhor responde a esta situação.

Assim, propõe-se com esta dissertação responder à seguinte questão de investigação: de que forma o SOM pode contribuir para uma melhor compreensão do comportamento das agências bancárias relativamente à sua qualidade, aproveitando os dados obtidos através da técnica de cliente mistério?

Adicionalmente à questão de investigação principal, a dissertação vai permitir responder às seguintes questões:

- Questão 1: Que variáveis de base são necessárias para a avaliação da qualidade?
- Questão 2: Que técnicas e/ou modelos existem para avaliação da qualidade?
- Questão 3: Como se pode aplicar o SOM à avaliação da qualidade das agências bancárias?
- Questão 4: Como beneficiar dos dados de cliente mistério para desenvolver modelos baseados em aprendizagem de máquina?

1.3 Objetivos e contributos

Considerando o enquadramento anterior, esta dissertação tem como principal objetivo encontrar contributos científicos acerca da utilização da pesquisa exploratória, a fim de avaliar a qualidade do atendimento bancário, tendo como base de recolha de dados a técnica do cliente mistério e a aplicação do SOM.

Por conseguinte, os objetivos concretos pelos quais se rege esta dissertação são:

- Avaliar a qualidade de serviço, tendo em conta a experiência do cliente e os conceitos de qualidade percebida e esperada, habitualmente aplicados nos estudos sobre qualidade;
- Analisar a forma como se organizam as agências bancárias em termos de qualidade de serviço;
- Perceber em que agências bancárias devemos melhorar o desempenho e a performance ao nível do atendimento, mais concretamente, no que concerne ao atendimento presencial.

Após obtermos respostas às questões de investigação e concretização dos objetivos descritos, esta dissertação trará como principal contributo académico a aplicação de modelos não supervisionados com dados obtidos através da técnica de cliente mistério. Por outro lado, para os profissionais da área, este estudo permite tornar as IB mais *data-driven*¹, aprofundado o seu grau de maturidade empírica e a valorização dos dados.

1.4 Estrutura do documento

A presente dissertação está organizada em seis capítulos que espelham os diferentes estágios de investigação. O primeiro capítulo aborda o tema, as lacunas identificadas, bem como as questões de investigação, e por fim, os objetivos e os principais contributos desta investigação para a comunidade científica. O segundo capítulo apresenta o enquadramento teórico, designado por revisão da literatura, onde a investigação recai sobre os conceitos de qualidade do serviço no setor bancário, quais os modelos baseados na avaliação da qualidade e, por fim, é abordado o impacto da qualidade na satisfação do cliente. No terceiro capítulo temos presente a metodologia utilizada, bem como as várias etapas que a compõem, desde a compreensão do negócio até à implementação. Segue-se o quarto capítulo, onde estão presentes os resultados obtidos do modelo aplicado, e por último, finaliza-se com o quinto e sexto capítulos, que expõem a discussão e resultados da dissertação, respetivamente.

¹ Entende-se por *data-driven* um processo que utiliza a análise de dados como base para tomar decisões, orientar estratégias e ainda solucionar problemas. É um método cujas decisões são baseadas em dados concretos e evidências claras.

Capítulo 2. Revisão de Literatura

Este capítulo aborda aspectos conceituais relacionados com a forma como se compreende o conceito de qualidade e, ainda, como se pode avaliar a qualidade do atendimento nas agências bancária. Mais especificamente, quais os modelos de desempenho frequentes usados e quais as técnicas de avaliação cujo objetivo é contribuir para a identificação de oportunidades de melhoria da performance do atendimento.

2.1 Conceito de qualidade de serviço no setor bancário

São inúmeros os autores que abordam o tema da qualidade, apesar de não existir uma definição consensual que englobe o conceito na sua totalidade. A qualidade é um conceito subjetivo uma vez que está diretamente relacionado com a percepção de cada pessoa, acerca da excelência ou falta dela num determinado produto ou serviço (Zeithaml, 1988 citado por Hashemi et al., 2020).

Cada autor define a qualidade com base no meio académico em que estão inseridos, e por esse motivo, são muitas as definições de qualidade, não sendo nenhuma melhor ou pior que a outra em termos de fundamentação (Fernandes, 2011). Este autor acredita que a qualidade é um livro aberto e, tal como, como acontece nas diferentes épocas, também este conceito está em constante mutuação e sujeito a novas percepções do que é a qualidade.

Mas o que se entende por qualidade do serviço, para o cliente? Inúmeros investigadores têm continuamente estudado esta expressão e as suas particulares e, ainda, a importância, das organizações medirem a qualidade do seu serviço, tendo vindo a crescer exponencialmente, o cuidado com estes temas. Recorrendo às origens de como era visto o conceito de qualidade, a sua conotação era algo artesanal, pois variava de acordo com quem realizasse uma determinada atividade ou produzisse algo. Com a evolução do tempo, a gestão de topo foi reconhecendo como a qualidade afeta diretamente o sucesso competitivo da empresa e, como resultado, passa a considerá-la uma parte essencial de sua rotina de trabalho, incorporando-a, assim, na gestão estratégica do negócio (Fernandes, 2011). Em algumas abordagens, o conceito de qualidade está relacionado com o conceito de expectativa (Parasuramen et al., 1985; 1990, citado por Paiva, 2013).

Por seu turno, o conceito de expectativa é interpretado de duas formas diferentes. A primeira concentra-se na análise da satisfação do cliente, e a segunda foca a sua atenção na investigação da qualidade dos serviços. A abordagem que analisa a satisfação do cliente define expectativa como a previsão feita pelos consumidores, isto é, a probabilidade definida pelo consumidor de que ocorrerá um episódio positivo ou negativo e que, influenciará certo e determinado comportamento.

Por outro lado, a corrente que estuda a qualidade dos serviços define expectativa como os desejos ou vontades dos consumidores (Parasuraman et al., 1988).

Na sua generalidade, a qualidade do serviço diz respeito à percepção do cliente sobre o quão bom ou mau é o prestador do serviço e dos serviços, sendo, por isso, importante ouvir e perceber as opiniões formadas pelos clientes, maioritariamente através de expectativas (Prakasha & Mohanty, 2013; Guerreiro, 2016).

Nesta linha de pensamento, o conceito de qualidade resulta da comparação entre o que esperam que o serviço oferecido pela empresa seja, e o que de facto percebem após terem realmente experienciado esse mesmo serviço (Parasuraman et al., 1985, citado por Paiva, 2013; Sathyan & Raj, 2020). No seguimento da ideia exposta, Slack et al. (1997) expõem três possíveis relações entre as expectativas e as percepções dos clientes:

- Expectativas < Percepções: a qualidade percebida é boa;
- Expectativas = Percepções: a qualidade percebida é aceitável;
- Expectativas > Percepções: a qualidade percebida é escassa.

Inicialmente as conceções relacionadas com a excelência no atendimento evoluíram em resposta ao rápido crescimento da indústria de serviços. Este crescimento originou uma crescente importância para as economias globais (Prakasha & Mohanty, 2012).

No que diz respeito ao tema da qualidade do serviço e suas particularidades, autores como Lee (2011), acreditam que entregar um serviço de excelência é reconhecido como uma tática fundamental para enriquecer e sobreviver no ambiente altamente competitivo em que nos encontramos atualmente. Nas organizações que se baseiam na prestação de serviços, o objetivo principal é a entrega de um serviço de excelência e satisfação das necessidades dos seus clientes (Yong-zhong et al., 2009).

Grönroos (1984) e Parasuraman et al. (1988), consideram que a percepção é o serviço que é realmente “experienciado”, e a expectativa refere-se aos desejos do cliente em relação ao serviço.

A qualidade do serviço pode ser analisada de duas perspetivas diferentes. Uma delas aborda a parte técnica, que se foca na experiência do cliente ao interagir diretamente com a entidade, estando assim ligada aos resultados do próprio serviço. A outra perspetiva, a funcional, está relacionada com o processo em si, isto é, a forma como o serviço foi entregue, como o serviço foi experienciado pelo cliente e, por fim, percebido pelo mesmo (Grönroos, 1984, citado por Silva, 2014).

Como podemos constatar pelas definições apresentadas por diversos autores e investigadores, é evidente a urgência do tema, nos dias de hoje. A economia à escala global rege-se por infinitas entidades que prestam serviços, e por esse motivo, também são infinitas as pesquisas que se têm dedicado à qualidade do serviço. Este esforço considerável em perceber como melhorar a qualidade e prestação do serviço deve-se em grande parte à influência de áreas como os custos operacionais, retenção de clientes, lucro, entre outras (Paiva, 2013). A questão com que muitas organizações se

confrontam diz respeito à consistência do serviço prestado, e perceber ainda se o serviço foi entregue com a mais alta qualidade quanto possível, comparando com o desempenho dos seus concorrentes, refere (Kibinga, 2013). Esta ideia vem realçar a importância que as organizações prestadoras de serviços devem ter relativamente à prestação do melhor serviço para o cliente. O autor salienta ainda a importância para as organizações se debruçarem cada vez mais sobre estes temas e aconselha a realização de pesquisas que permitam compreender quais são os critérios específicos dos seus clientes em relação aos serviços que prestam, pois, “clientes satisfeitos tendem a ser mais leais”.

Do ponto de vista de quem avalia ou percebe a qualidade do serviço, é cada vez mais notória a consciencialização e atenção no que diz respeito ao que é a excelência do serviço. Num ambiente tão competitivo e desafiador como o que temos atualmente, a qualidade do serviço é considerada fator crítico de sucesso de qualquer organização, e, isto é particularmente visível no setor bancário (Soodhun et al., 2014).

O desenvolvimento do setor bancário, impulsionado pelas inovações da tecnologia de informação e comunicação, despoletou uma maior disponibilidade de novos serviços para os seus clientes. Os clientes dos dias de hoje têm mais acesso à informação, e acima de tudo, são mais exigentes. Neste prisma, é fundamental que os serviços bancários revelem qualidade e, sobretudo, atendam às expectativas dos clientes, mesmo os mais curiosos e audazes (Guerreiro, 2016).

No setor bancário, a busca pela excelência no serviço tem sido crucial para manter uma vantagem competitiva. A qualidade do atendimento tem-se traduzido num aumento relativo de aquisição de novos clientes e de retenção dos já existentes, sendo esse o fator-chave para garantir a fidelização a longo prazo, realça Bhengu e Naidoo (2016).

A introdução de tecnologia de informação neste setor não só abriu novos mercados, como também estimulou o crescimento económico. Um desses exemplos é a implementação de caixas eletrônicos, os chamados ATM, que permitiram melhorar a eficiência das operações bancárias, reduzir custos, aperfeiçoar a qualidade dos serviços e, ainda, criar valor acrescentado para os clientes (Kamel, 2005, citado por Lameiras, 2018).

Embora a qualidade do serviço seja essencial, não existe uma metodologia específica utilizada pelas IB para avaliar a qualidade do serviço no setor (Gerrard & Cunningham, 2001; Beckett, 2000, citados por Tsoukatos & Mastrojianni, 2010). Por esta via, as IB devem compreender as necessidades de serviço dos clientes e reconhecer de que forma o desempenho na prestação de serviços afeta o comportamento dos clientes (Paiva, 2013)

2.2 Modelos aplicados na avaliação da qualidade

De um modo geral, os modelos aplicados à avaliação da qualidade subdividem-se em dois tipos: estatísticos e adaptativos. Os modelos estatísticos utilizam variáveis ou indicadores para descrever a qualidade percebida ou esperada, com base num processamento único da informação. Entre os modelos descritivos destacam-se o modelo de Gaps, e os modelos SERVQUAL e SERVPERF. No que concerne aos modelos adaptativos, são conhecidos por utilizar variáveis ou indicadores para compreender as associações existentes, de forma supervisionada (i.e., com base em pressupostos ou regras) ou não supervisionada (i.e., sem pressupostos ou regras pré-definidas). Entre os modelos de aprendizagem destacam-se os modelos de classificação, previsão e agrupamento.

O Modelo de Gaps é dos modelos estatísticos mais mencionados nos estudos de qualidade dos serviços (Parasuraman et al., 1985, citado por Mukherjee et al., 2003). O objetivo do estudo de Parasuraman et al. (1985) foi desenvolver um modelo conceptual da qualidade na prestação de serviços. Este modelo auxilia os gestores no diagnóstico e melhoria da qualidade dos serviços prestados, definindo quais os indicadores-chave para um bom desempenho (Gattás, 2008).

Na área dos serviços, o cliente depende de vários fatores para fazer o seu julgamento do que entende por qualidade (Parasuraman et al., 1985, citado por Gomes, 2013). O modelo de Gap tem que a qualidade percebida surge da diferença entre as expectativas e as perceções – serviço percebido.

Estas duas componentes formam os 5 Gaps, as chamadas lacunas da qualidade, afirma Paiva (2013). As lacunas na qualidade do serviço são:

- Gap 1 – disparidade entre a Expectativa do cliente e a perceção da organização;
- Gap 2 – disparidade entre a perceção da organização e as especificidades da qualidade do serviço;
- Gap 3 – disparidade entre as especificidades da qualidade do serviço e a sua execução
- Gap 4 – disparidade entre a execução do serviço e as comunicações externas;
- Gap 5 – disparidade entre o serviço percebido e o serviço esperado.

Contudo, o modelo de Gaps não apresenta uma ferramenta que calcule a qualidade do serviço, sendo esta uma das críticas mais apontadas ao modelo. Existem diferentes métodos que avaliam a qualidade dos serviços de uma organização, sendo o modelo SERVQUAL um dos mais citados em livros e artigos (Paiva, 2013; Guerreiro, 2016). Com o objetivo de criar um modelo que permita avaliar a qualidade do serviço e a forma como os clientes percecionam essa qualidade, Parasuraman et al., (1988) apresentam assim o modelo SERVQUAL, (Parasuraman et al., 1988; Paiva, 2013; Fernandes, 2011; Rogowski & Cannarozzo, 2018).

Como se pode constatar no subcapítulo 2.1, a qualidade percebida refere-se ao julgamento global do cliente sob a excelência ou superioridade do produto ou do serviço (Ribeiro, 2010). Este termo está indiretamente relacionado com a satisfação, que deriva da comparação das expectativas com as perceções de performance do serviço, no entanto não é possível afirmar que é idêntico à satisfação (Fernandes, 2011). Para o autor, é nesta comparação que se baseia o modelo SERVQUAL, uma escala multidimensional e regida por padrões, podendo aplicar-se a todos os tipos de empresas do sector de serviços, passível de sofrer adaptações, caso haja essa necessidade.

Ainda no âmbito dos modelos estatísticos, Parasuraman et al. (1988) criaram o modelo SERVQUAL como uma escala composta por diversos itens. Esta escala decompõe a conceito de qualidade do serviço em 22 itens, sendo estes compilados em cinco classes, designadamente, a tangibilidade, a confiabilidade, a capacidade de resposta, a garantia, e por fim, a empatia (Prakasha & Mohanty, 2012).

Tabela 1 – Dimensões aplicadas na avaliação da qualidade do serviço

Dimensões	Definição
Tangibilidade	Instalações físicas/equipamentos/aparência dos colaboradores
Confiabilidade	Capacidade de executar o serviço de forma clara e leal
Capacidade de resposta	Disposição para ajudar o cliente nas suas necessidades
Garantia	Capacidade de a equipa inspirar confiança
Empatia	Forma como o serviço prestado é personalizado

Fonte: Paiva, 2013

Compreender de que modo diversos aspetos afetam a qualidade geral do serviço, é fundamental para otimizar o processo de prestação de serviços de forma mais eficaz. Adicionalmente, conhecer as vantagens e desvantagens destas dimensões e a sua relevância pode levar a uma distribuição mais eficiente de recursos. Todavia, com a crescente popularidade e utilização do modelo, o SERVQUAL tem enfrentado críticas, quer teóricas, quer práticas (Paiva, 2013).

A diferença entre perceções do cliente e o que espera receber (expectativa) pode não transmitir informação fidedigna sobre a qualidade do serviço prestado, pelo facto de essa informação já estar intrínseca na perceção do cliente. Assim, é um modelo apropriado para avaliar a qualidade do serviço, ao invés de se focar apenas na forma como é medida a experiência do serviço (Carman, 1990; Cronin e Taylor, 1992, citado por Santana, 2018). É uma das críticas apontadas a este modelo, conjugada com o facto de se basear no Modelo Conceptual da Qualidade do Serviço, o que pode originar resultados polarizados, afirma Fernandes 2011).

Como alternativa ao SERVQUAL, autores como Cronin e Taylor (1992), desenvolveram o modelo SERVPERF. Este modelo tem em consideração as perceções dos utilizadores face ao desempenho da organização, para medir a qualidade do serviço. Com a criação deste modelo, o objetivo principal não se foca em medir a diferença entre a perceção e a expectativa, mas sim na perceção do desempenho.

Assim, a qualidade do serviço deixa de ter o domínio nas intenções de compra do que a própria satisfação do cliente (Cronin & Taylor, 1992, citado por Fernandes, 2011). Este modelo é mais sensível ao nível das suas variações de qualidade, face a outras escalas de avaliação anteriormente testadas.

Por esta razão, o desempenho e performance no SERVPERF são melhores do que outros modelos, como o caso do SERVQUAL, no que diz respeito à fiabilidade e validade (Paiva, 2013).

Como alternativa ao SERVQUAL, autores como Cronin e Taylor (1992), desenvolveram o modelo SERVPERF. Este modelo tem em consideração as perceções dos utilizadores face ao desempenho da organização, para medir a qualidade do serviço. Com a criação deste modelo, o objetivo principal não se foca em medir a diferença entre a perceção e a expectativa, mas sim na perceção do desempenho.

Assim, a qualidade do serviço deixa de ter o domínio nas intenções de compra do que a própria satisfação do cliente (Cronin & Taylor, 1992, citado por Fernandes, 2011). Este modelo é mais sensível ao nível das suas variações de qualidade, face a outras escalas de avaliação anteriormente testadas.

Por esta razão, o desempenho e performance no SERVPERF são melhores do que outros modelos, como o caso do SERVQUAL, no que diz respeito à fiabilidade e validade (Paiva, 2013).

As organizações cuja base é a prestação de serviços carecem de modelos de negócio que tenham em consideração a forma como o design dos sistemas de serviços e as escolhas dos próprios clientes impactam a entrega de valor do seu serviço. Pelo exposto, criar uma matriz de classificação consistente, cujo foco seja a qualidade do serviço, contribui de forma positiva para a literatura de gestão das organizações (Prakasha & Mohanty, 2012).

Até agora, os modelos apresentados são modelos que trabalham com processos de cálculo simplificados e únicos, que não necessitam de aprendizagem de máquina para a concretização do(s) objetivo(s) a que se propõem. No entanto, existem outros modelos que permitem, também, a avaliação da qualidade do serviço tendo com conta a complexidade ou desconhecimento do comportamento das variáveis subjacentes.

Os métodos estatísticos são práticos, porém apresentam algumas limitações ao nível do agrupamento das observações, uma vez que lidam somente com uma perspetiva descritiva. A compreensão da similitude das observações requer muitas vezes que as variáveis sejam analisadas com base numa perspetiva multiespectral, incluindo mais do que uma variável ou indicador. Neste sentido, modelos como o SOM (ou mapa de Kohonen) e o *K-means* nos modelos não supervisionados, e a classificação e regressão nos modelos supervisionados, podem ser mais vantajosos e completos no que diz respeito à análise da qualidade.

De seguida, procede-se à introdução dos dois modelos adaptativos mais relevantes para o tema da dissertação, iniciando a explicação da fisionomia deste tipo modelo de aprendizagem não supervisionado, com o *K-means*.

Um neurónio apresenta capacidades como a aprendizagem, a previsão e ainda consegue memorizar. Cada input que o neurónio recebe vai, conseqüentemente, influenciar o output gerado, de acordo com o peso que cada input apresenta. Deste modo, as redes neuronais estão em constante aprendizagem, ao ser permitido ajustar determinado peso, com o objetivo de melhorar a performance e desempenho (Serengil & Ozpinar, 2017).

Por outro lado, as redes neuronais podem ser inconstantes, sendo aplicadas tanto em estudos de regressão quanto em estudos de classificação. Contudo, a regressão linear é um modelo utilizado em estudos de regressão, mas, muitas vezes, não lida bem com períodos temporais que não sejam lineares. Existem, também, alguns modelos estatísticos que podem ser aplicados em períodos temporais não lineares, como é o caso dos métodos de suavização exponencial. No entanto, são modelos que dependem da descoberta de possíveis tendências e do impacto sazonal nos dados a utilizar (Serengil & Ozpinar, 2017).

O *K-means* é um modelo de partição bastante conhecido, e permite posicionar os centros dos agrupamentos, aproximando a amostra ao agrupamento com o centro mais perto. (Bação, 2005; Abbas, 2008). Ao longo do estudo de Bação (2005), este concluiu que o método *K-means* tendo a convergir de forma prematura, o que por vezes pode causar soluções ótimas locais. A fim de analisar questões de clustering, tanto o método *K-means* como o método que se segue, são dos mais utilizados e muitas vezes comparados como forma de confirmação dos resultados obtidos em ambos os modelos.

O SOM é uma rede não-supervisionada (modelo adaptativo), e é outro dos modelos utilizados no agrupamento de observações. O objetivo principal destes mapas é a extração e ilustração de estruturas ditas essenciais no conjunto de dados que se esteja a analisar (Kaski et al., 1998; Kaski & Kohonen, 1996, citado por Coelho, 2013).

O SOM é inspirado na forma como acreditamos que o cérebro humano funciona e, para muitos, é um dos modelos mais realistas ao nível do funcionamento do nosso cérebro. É considerada uma ferramenta útil para resolver problemas do mundo real e tem a capacidade de organizar grandes conjuntos de dados através das suas semelhanças (Henriques, 2010, citado por Coelho, 2013). O autor do SOM descreve-o como uma ferramenta analítica para grandes dimensões de dados e sua visualização. Ao longo de vários estudos sobre este modelo não-supervisionado, é muitas vezes utilizado para diversas tarefas como a classificação, *data mining*, *clustering*, entre outras.

O SOM é um método de rede neuronal artificial, que permite agrupar, classificar, fazer estimativas, e até mesmo prever. Este também é amplamente utilizado quando o objetivo passa por organizar aglomerados de dados (Kalteh et al., 2008). Este tipo de modelos tem como particularidade o facto de não se conhecerem nem os objetivos pretendidos nem a sua solução, pois este modelo aprende de forma inteligente, identificando possíveis padrões. Padrões estes que são agrupados num espaço multidimensional, consoantes as suas semelhanças.

Assim, os neurónios que se apresentarem fisicamente mais próximos, apresentam consequentemente padrões semelhantes, aumentando a probabilidade de pertencerem ao mesmo agrupamento, pela sua similitude (Kohonen, 2001, citado por Kalteh et al., 2008).

São modelos adequados para detetar agrupamentos de padrões idênticos sem supervisão, e são muito utilizados não só como uma ferramenta analítica, mas também como diversas aplicações no mundo real, i.e., na medicina, indústria, ciência (Miljković, 2017). A sua forte capacidade para explorar e visualizar dados de grandes dimensões sem a necessidade de pressupostos, faz com que este modelo seja bastante atraente para muitos investigadores (Arsan & Ercan, 2012).

Os principais modelos utilizados para avaliar a qualidade do serviço, pelos vários autores citados no decorrer do subcapítulo 2.2, estão sintetizados na Tabela 2.

Tabela 2 – Síntese dos principais modelos aplicados na análise da qualidade de serviço

Modelos adaptativos com aprendizagem supervisionada (Regressão, Classificação)	
Fonte	Okeke et al., 2015; Serengil & Ozpinar, 2017; Huang & Chen, 2021; Lameiras, 2018; Guerreiro, 2016; Dawes, 2000; Nagashima & Kato, 2019
Âmbito	Setor bancário; setor empresarial; setor retalhista e grossista
Limitações	Existência de uma variável dependente e necessidade de dados históricos; utilização apenas de métodos quantitativos para análise dos resultados
Modelos estatísticos (Agrupamento, Associação, Sumarização)	
Fonte	Seenivasan & Anbazhag, 2014; Makanyeza & Chikazhe, 2017; Costa, 2015; Naik et al., 2010; Paiva, 2013
Âmbito	Setor bancário; setor dos seguros; setor empresarial; setor retalhista
Limitações	Procedimentos de amostra não probabilístico; limitação do modelo apenas a certas cidades
Modelos adaptativos com aprendizagem não-supervisionada (SOM, K-means)	
Fonte	Coelho, 2013; Miljković, 2017; Kalteh, 2008; Arsan & Ercan, 2012; Bação et al., 2005
Âmbito	Setor bancário; motivacional; setor social
Limitações	Utilização de clusters que não dispõem das mesmas condições; muito sensíveis ao ruído do <i>dataset</i>

Fonte: *Elaboração própria*

2.3 Dimensões mais usuais para medir a qualidade no atendimento bancário

Autores como Soodhun et al., 2014; Seenivasan e Anbazhag, 2014; Makanyeza e Chikazhe, 2017; Costa, 2015; Aliata et al., 2016; Guerreiro, 2016 e Kibinga, 2013, afirmam que os questionários são frequentemente o método mais utilizado para a obtenção de dados.

A análise da qualidade do atendimento requer um conjunto de variáveis representativas de várias dimensões. Dependendo do tipo de variáveis, estas podem ser recolhidas através de um processo sistémico, no caso dos dados primários (i.e., recolhidos originalmente) ou obtidas através de bases de dados já existentes, no caso dos dados secundários. No que concerne à presente dissertação, os dados tiveram de ser recolhidos originalmente, ou seja, são dados primários, através de uma grelha de avaliação aplicada pelo cliente mistério, i. e., pelo inquiridor que simulou ser um cliente real.

Após diversas pesquisas sobre quais as dimensões mais utilizadas na construção de grelhas de avaliação que permitem medir a qualidade nas agências bancárias, constata-se uma convergência de ideias entre os vários autores. Vejamos alguns exemplos de como vários questionários organizaram as variáveis em dimensões².

De acordo com o estudo de Lee (2011), para compreender e analisar a qualidade de serviço através das respostas dos participantes à investigação em causa, foram escolhidos os critérios que permitem a mensuração da qualidade, resultando em quatro categorias gerais: os fatores orientados para pessoas, os colaboradores que proporcionam o serviço, o conceito *price-related*, e ainda, os fatores *institutional-image*.

São vários os autores que têm medido a qualidade dos serviços prestados por diversas áreas, ao longo de diferentes dimensões. Essencialmente, todos eles defendem as cinco dimensões de base: confiabilidade, capacidade de resposta, garantia, empatia e aspetos tangíveis.

Todavia, com a globalização, modernização e a liberalização, as medidas usualmente utilizadas para avaliar a qualidade do serviço, podem não ser suficientes e, por isso, haver a necessidade de aumentar o leque de dimensões. Desta forma, no seu estudo, Seenivasan e Anbazhag (2014) optam pela utilização de questionários, como forma de medir a qualidade do serviço. As dimensões incluídas estão representadas na Tabela 3.

² Entende-se por dimensão, a sistematização de variáveis comuns a um tema específico.

Tabela 3 - Dimensões utilizadas na medição da qualidade do serviço

Itens utilizados para medir a qualidade percebida do serviço
1. O ambiente do banco e a organização das equipas
2. O banco oferece o serviço correto no momento certo
3. Celeridade na prestação de serviço aos clientes
4. Cordialidade no tratamento dos clientes durante o serviço
5. Compreensão das necessidades de cada cliente e personalização do serviço
6. Confiança e honestidade por parte dos funcionários

Fonte: Seenivasan e Anbazhag, 2014

Presente no estudo de Makanyeza e Chikazhe (2017), o questionário construído para avaliação da qualidade foi dividido em cinco partes distintas, entre as quais: as informações pessoais dos participantes, a lealdade do cliente (LOY), qualidade do serviço (QUAL), a satisfação do cliente (SAT) e a perceção da empresa (IMG), como presente na Tabela 4.

Tabela 4 - Medidas do questionário de avaliação da qualidade

Elaboração e medidas do questionário
1. Informações pessoais dos participantes
2. Lealdade do cliente (LOY)
3. Qualidade do serviço (QUAL)
4. Satisfação do cliente (SAT)
5. Perceção da empresa (IMG)

Fonte: Makanyeza e Chikazhe, 2017

De acordo com diversos autores, os indicadores mais relevantes presentes no modelo SERVAQUAL cujo objetivo é a avaliação da qualidade de serviço, prestado no setor bancário são a tangibilidade, a fiabilidade, a capacidade de resposta, a garantia e, a empatia (Dawes, 2000; Guerreiro, 2016; Naik & Gantasala, 2010).

Dawes (2000) realizou um *focus group* como forma de determinar quais os problemas relevantes para os consumidores, no seu entender, do que percecionavam como um bom ou mau serviço no setor de retalho e nos ambientes de *outlet*.

As questões relativas ao serviço e sua avaliação abordaram as conhecidas cinco dimensões da qualidade do serviço, delimitadas por Parasuraman et al., (1988), nomeadamente, tangibilidade; confiabilidade; capacidade de resposta; garantia e, por fim, empatia. Na sua ótica de estudo, estas dimensões são as mais adequadas para a avaliação das respostas dos colaboradores às perguntas feitas pelos clientes, utilizando uma combinação de escalas qualitativas e escalas quantitativas, definidas por:

- Tangibilidade – aparência física das instalações, equipamentos, pessoal e materiais envolvidos;
- Fiabilidade – capacidade de prestar o serviço prometido de modo confiável e com precisão, bem como satisfazer as necessidades primárias dos clientes;
- Capacidade de resposta – disponibilidade para ajudar os clientes e oferecer um serviço rápido;
- Garantia – conhecimento e cortesia dos funcionários e capacidade na transmissão de confiança e segurança ao cliente;
- Empatia – atenção, boa comunicação, compreensão e cuidado individualizados aos clientes.

Um dos objetivos da investigação de Neves (2012) passa pela utilização de indicadores de desempenho que avaliam os vários sistemas de gestão. O autor optou por construir uma matriz de avaliação, mais direcionada para organizações com um alto nível de integração de sistemas de gestão. Esta matriz foi estruturada segundo três blocos de questões, sendo eles a organização, os meios e os resultados, conforme evidenciado na Tabela 5.

Tabela 5 - Uso de indicadores-chave de desempenho em SGI³

Dimensão	Sub-dimensões	Indicadores
Organização	n/a	Cultura e liderança
		Estratégia (nível operacional)
		Estratégia (alto nível)
		Planeamento
Meios	Recursos	Gestão de Recursos Humanos
		Gestão de Recursos Financeiros
		Gestão de Infraestruturas
	Processos	Gestão de Processos
		Gestão de Aprendizagem e Melhoria
	Metodologias	Metodologias e Técnicas de Monitorização e Análise
Sistema de Indicadores		
Resultados	n/a	Endógenos (Gestão/Operacionais)
		Exógenos (Económicos/Ambientais/Socias)

Fonte: Adaptado de Neves, 2012

Paralelamente às dimensões e variáveis identificadas ao longo de estudos anteriores, este subcapítulo permitiu perceber que tipo de dimensões são importantes para avaliação da qualidade de serviço e quais aquelas que trazem pouco ou nenhum valor acrescentado para a análise em causa.

Das abordagens realizadas pelos diversos autores, constata-se que as dimensões organização/infraestruturas, empatia dos colaboradores, recursos/processos, e ainda a produtividade/fiabilidade, face à prestação do serviço, são as mais consideradas na avaliação da

³ Sistemas de gestão integrados

qualidade e do desempenho, razão pela qual, foram consideradas na grelha de avaliação da dissertação para obtenção dos dados primários.

2.4 Impacto da qualidade na satisfação do cliente

A qualidade do serviço está fortemente associada ao termo satisfação do cliente, e diz respeito à avaliação que o cliente faz sobre a boa impressão de determinado serviço. Por outras palavras, “a qualidade do serviço refere-se à impressão geral feita pelo cliente em relação ao serviço prestado por uma empresa” (Hussain et al., 2015, citado por Makanyeza & Chikazhe, 2017).

A satisfação do cliente é definida de diversas formas por diferentes autores, e essa tendência de melhoria contínua do conceito mantém-se até ao momento (Paiva, 2013). A pesquisa sobre a satisfação do cliente tem sido amplamente explorada na área do comportamento do consumidor, estando interligada à qualidade do serviço. Traduz-se numa reação emocional imediata à experiência do cliente sobre um serviço, sendo estes dois termos muitas vezes confundidos (Eid, 2015, citado por Makanyeza & Chikazhe, 2017).

Para as organizações, a satisfação do cliente tornou-se num tópico impossível de descurar. Atualmente, é uma estratégia de negócios essencial, para as mais diversas empresas, adotando este tipo de estratégia como sendo a mais vantajosa. Acreditam que manter clientes existentes é mais importante do que atrair novos, sendo eles quem permitem às próprias organizações beneficiar de recursos, de lucros e, certamente, proporcionar o seu envolvimento a um nível global (Aliata et al., 2016; Naik, 2010).

O termo satisfação do cliente decorre não só da qualidade que está no serviço, como também da envolvência do cliente, e da superação das suas expectativas face ao serviço prestado (Prabhakar, 2005 citado por Aliata et al., 2016).

Entende-se por satisfação a avaliação do cliente face a um produto ou serviço, de acordo com as suas necessidades, sendo muitas vezes definida como a comparação entre os benefícios que recebeu do serviço prestado e o que esperava receber (Paiva, 2013). A perceção da qualidade do serviço e a satisfação do cliente têm um papel fundamental no impacto dos resultados das organizações, sendo exemplos disso a lucratividade e a retenção de clientes, afirma Yong-zhong (2009).

Nesta mesma perspetiva, Guerreiro (2016) afirma que todas as organizações deveriam prestar atenção a este tema e medir a satisfação do cliente dentro da sua estrutura organizacional. Está estreitamente ligada aos altos níveis de qualidade do serviço, que, conseqüentemente, permitem suportar valores mais elevados, aumentando assim os lucros da organização, não esquecendo que a qualidade representa a entrega de um produto ou serviço de forma consistente, tendo sempre em consideração as necessidades dos clientes e as suas expectativas.

Com o crescente dinamismo do mercado bancário a nível global, as instituições bancárias tendem a priorizar a lealdade do cliente como uma estratégia para obtenção de vantagem competitiva. Assim, a fidelização do cliente torna-se num objetivo primordial para o setor bancário, procurando incessantemente o destaque no mercado (Makanyeza & Chikazhe, 2017).

Prakash e Mohanty (2012), referem que níveis mais altos de qualidade do serviço originam níveis mais altos de satisfação, o que pode conduzir a um aumento nas vendas da organização. Colaboradores leais e produtivos criam valor para as suas organizações, pois, de certa forma, melhoram a qualidade do serviço. Essa melhoria do serviço prestado resulta numa fidelização do cliente, uma vez que há um aumento da satisfação (Mukherjee et al., 2003).

Muitas pesquisas referem a importância de as organizações trabalharem na obtenção de feedback por parte dos seus clientes, para que possam melhorar e, até, corrigir alguns erros. É muito importante que estas se debrucem e que prestem atenção a dúvidas e dicas dos seus clientes, pois demonstra que a organização está atenta e se preocupa em melhorar, dia após dia (Costa, 2015).

Em síntese, clientes leais apresentam menos hipóteses de mudarem para as ofertas da concorrência, e é por isso que a fidelidade é uma fonte de vantagem competitiva sustentável em qualquer organização, e em particular, as que prestam serviços (Makanyeza & Chikazhe, 2017; Pinto, 2021).

Capítulo 3. Metodologia de Investigação

Este capítulo aborda a metodologia adotada no decorrer desta dissertação. Por sua vez são evidenciados os dados utilizados na abordagem ao tema em análise, bem como o modelo e linguagem utilizados na concretização dos objetivos traçados.

3.1 Metodologia adotada

São várias as técnicas utilizadas para exploração de dados e desenvolvimento de modelos. As técnicas mais completas e utilizadas na análise exploratória de dados, são três: CRISP-DM, SEMMA e KDD.

O SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model e Assess*), desenvolvido pelo SAS Institute, também é uma metodologia cíclica com as seguintes fases, para executar tarefas de mineração de dados, desde a extração dos dados até à avaliação dos modelos construídos. É muito idêntico à técnica anterior, com a variante de não se focar na compreensão do negócio e nas suas particularidades, bem como na exploração e análise de dados.

A metodologia KDD (*Knowledge Discovery from Databases*) ou descoberta de conhecimento através de bases de dados que surge na década de 1990 por Gregory Piatetsky-Shapiro e Usama Fayyad, permite a identificação de padrões ao longo dos dados, criando, assim, conhecimento a partir dos mesmos.

O CRISP-DM é a sigla para *Cross Industry Standard Process for Data Mining*, e é das técnicas mais utilizadas em data mining. Muitos projetos dentro da área de aplicações *model-driven* são frequentemente realizados de maneira exploratória e não estruturada, e para dar suporte ao desenvolvimento deste tipo de aplicações, foram criados modelos e estruturas de processo de desenvolvimento, como o CRISP-DM (Grimheden & Järlesäter, 2022).

Silva (2021), afirma que a metodologia CRISP-DM apresenta diversas vantagens, como, a capacidade de resposta a qualquer tipo de projeto, pois não depende de uma só ferramenta para ser realizada e a sua ciclicidade, que torne possível avançar e retroceder no processo a qualquer momento.

O planeamento das organizações é facilitado pelas diversas metodologias que estão, normalmente, concebidas para ajudar no desenvolvimento de processos, de cariz analítico. Algumas dessas metodologias são estruturadas para trabalhar com determinadas ferramentas de software específicas, no entanto, até ao momento, a metodologia *open-standard* mais popular é o CRISP-DM (Shearer, 2000, citado por Quinn, 2020).

De modo a sustentar esta dissertação, e sendo a temática em *business analytics* a qualidade de serviço no atendimento bancário, a metodologia adotada ao longo deste estudo é a metodologia CRISP-DM.

3.2 Metodologia CRISP-DM

O subcapítulo que se segue aborda as várias etapas desta metodologia cíclica. Seguindo esta metodologia, serão abordadas as suas seis etapas, ilustradas na Figura 1.

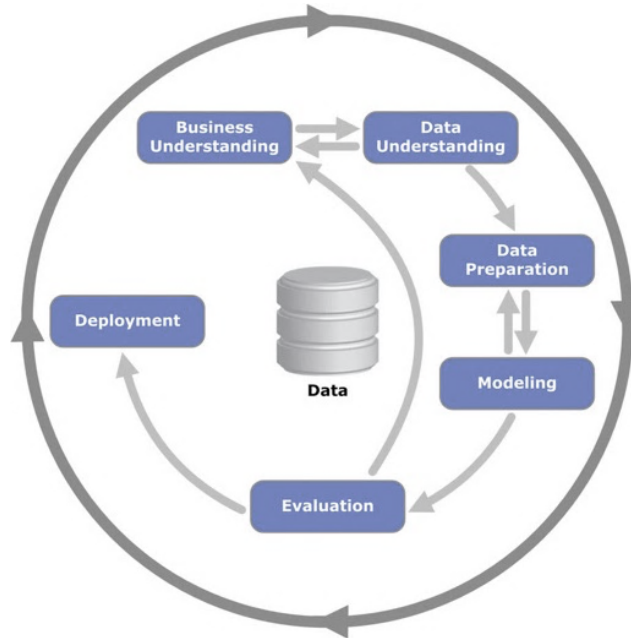


Figura 1 - Diagrama do modelo CRISP-DM (Quinn, 2020)

3.2.1 Compreensão do negócio

A compreensão do negócio, ou *business understanding*, é o ponto de partida desta metodologia. Esta primeira fase consiste no conhecimento do negócio e na compreensão dos objetivos do projeto e é a fase mais importante deste modelo (Shearer, 2000, citado por Ramos et al., 2020). Para Grimheden e Järlesäter (2022), esta primeira fase permite entender quais os requisitos do modelo de dados numa perspetiva de negócio.

No caso da presente dissertação, a compreensão do negócio foi explorada através da compreensão do conceito de qualidade, especialmente do conceito de qualidade percebida; da identificação das variáveis relevantes, tendo em conta as dimensões essenciais à análise da qualidade de serviço; e ainda, da transposição destas variáveis para uma grelha de avaliação para utilização da técnica de cliente mistério.

Da abordagem destes temas no decorrer dos capítulos 1 e 2, resultaram como principais ideias para a compreensão do negócio que:

- A qualidade percebida resulta da experiência do cliente e é a perspetiva que melhor traduz a realidade (em oposição à qualidade esperada, que avalia uma imagem idealizada ou esperada);
- Existem pelo menos quatro dimensões essenciais à análise da qualidade de serviço: infraestruturas, colaboradores, produtividade e efetividade e por último, processos e operações;
- Associadas a estas quatro dimensões existem 35 variáveis de base (seguidamente listadas na grelha de avaliação resumida) inerentes à análise da qualidade;
- A avaliação da qualidade de serviço é fundamental para a valorização dos clientes como ativos.

Apesar da evolução tecnológica no sector bancário, o atendimento presencial ainda é valorizado pelos clientes, sendo a excelência na qualidade do serviço muitas vezes considerada uma vantagem competitiva das instituições bancárias.

3.2.2 Compreensão dos dados

A segunda etapa desta metodologia é a compreensão dos dados, desde a sua origem até à verificação da qualidade e integridade dos dados que estamos a analisar. Para Quinn (2020), esta etapa começa com uma recolha inicial de dados, e descrição dos mesmos. A exploração dos dados também faz parte desta fase, de modo a perceber a familiaridade entre eles e, por fim, estudá-los quanto à sua qualidade e perceber, ainda, se existem problemas associados.

Conforme referido no capítulo 1, a dissertação realizada teve por base dados primários recolhidos através da técnica de cliente mistério, em 70 agências de uma instituição bancária angolana, localizadas na cidade de Luanda, Angola. Os dados foram recolhidos através de uma grelha de avaliação, tendo assim, sido possível analisar de que forma o cliente mistério avalia a qualidade do serviço prestado (qualidade percebida) nas agências da instituição bancária em análise. A recolha de dados foi realizada de 18 de setembro a 2 de outubro de 2023, por 6 clientes mistério distintos, em dias e horários diferenciados.

Para a sua elaboração, e após pesquisas sobre o tema, tem-se que uma grelha de avaliação deve ser composta por diferentes domínios ou dimensões, identificadas ao longo do Capítulo 1. Cada dimensão pode conter diversas sub-dimensões, e, por conseguinte, cada sub-dimensão inclui diferentes variáveis que correspondem ao nível mais desagregado de avaliação.

A escolha das dimensões da grelha de avaliação tem como critérios de seleção os vários pontos essenciais para avaliar as agências, apresentados por diversos estudos, ao longo do subcapítulo 2.3.

Neste sentido, as dimensões eleitas para o efeito foram quatro:

- Infraestruturas: comporta o espaço envolvente e interior de cada agência, bem como o estado dos vários aparelhos necessários ao seu funcionamento;
- Colaboradores: diz respeito à forma como os colaboradores se apresentam ao público, assim conjugado com a simpatia contacto com o próprio cliente, desde o início ao término da visita;
- Produtividade e efetividade do serviço: compreende a efetividade do serviço prestado, aliado à agilidade e conhecimento apresentados pelos colaboradores, ao longo do atendimento;
- Cumprimento de processos e operações: contempla as informações importantes e algumas indispensáveis no atendimento do cliente.

A primeira dimensão está repartida por três sub-dimensões, sendo elas o espaço; os aparelhos e sistema de trabalho; multibancos (ATM). Dado o facto desta dissertação incidir sobre o atendimento presencial das instituições bancárias, a inclusão de uma dimensão que permite avaliar as infraestruturas, todo o espaço físico das agências e outros aspetos à sua volta.

A segunda dimensão da grelha reflete-se em duas sub-dimensões, sendo elas a apresentação e o contacto com o cliente. Os colaboradores e funcionários das agências são o elo entre o cliente e o serviço prestado e, por isso, é importante definir uma área capaz de avaliar a sua qualidade e características relevantes quando estão a prestar o serviço.

Seguidamente, são avaliadas a produtividade e efetividade do serviço. Mediante diversas pesquisas realizadas sobre a criação de grelhas de avaliação e, até, de investigações que contemplassem o uso deste método de avaliação, é indispensável a inclusão de uma dimensão que aborde a produtividade do negócio, mais concretamente, do atendimento prestando ao cliente. As sub-dimensões que fazem parte desta dimensão são a efetividade (eficácia e eficiência) e a dinamização, que engloba a dinâmica da agência como um todo ao longo do atendimento.

Por fim, a última dimensão escolhida refere-se aos processos e operações, e está repartida por quatro sub-dimensões: simulações, informações, preçário e reclamações. É crucial inserir nesta grelha de avaliação uma secção que avalie o satisfação e cumprimento dos vários processos efetuados pela agência. Esta dimensão deve também avaliar o cumprimento de requisitos críticos e, nalguns casos, até obrigatórios. Adicionalmente, seria benéfico incluir a avaliação do desempenho através da simulação de duas operações.

Caso se aplique, deve identificar-se qual ou quais as melhores escalas de medida. No estudo em causa, e tendo em consideração as diversas variáveis que compõem a grelha de avaliação, foram utilizadas duas escalas de medida. Cada uma delas está sujeita a uma classificação, segundo uma escala que oscila entre 0 (não cumpriu) e 1 (cumpriu), que corresponde à escala binária e a escala de *likert* 3.

A escala de *likert* 3 está representada por 0 (equivalente a não cumpriu), 0,5 (equivalente a cumpriu parcialmente) e 1 (equivalente a cumpriu). Cada uma das escalas indexada a cada variável da grelha de avaliação está representada, de forma discriminada, no Anexo A. Assim, as dimensões selecionadas para a construção da grelha de avaliação estão descritas na Tabela 7, de forma abreviada.

Após a escolha das dimensões, sub-dimensões e suas variáveis estar concluída, procedeu-se à construção da grelha de avaliação. Esta grelha contém toda a informação necessária para que os clientes mistério consigam recolher os dados de forma sistematizada.

Adicionalmente à grelha de avaliação, foi recolhida a satisfação espontânea dos clientes, através de uma questão⁴ colocada junto de 3 a 5 clientes independentes da avaliação dos clientes mistério, numa escala de 10 pontos (de 1 a 10). A recolha desta informação tornou-se relevante na avaliação da tendência observada através das 35 variáveis da grelha de avaliação do cliente mistério.

A Tabela 6 ilustra a grelha de avaliação resumida, com as diversas variáveis que foram utilizadas para avaliar o comportamento e atendimento presencial nas várias agências bancárias observadas, desde o início da visita até ao final da mesma.

⁴ A avaliação espontânea foi avaliada através da seguinte questão: Numa escala de 1 a 10, em que 1 é pouco satisfeito e 10 muito satisfeito, qual a sua satisfação com esta agência?

Tabela 6 - Grelha de avaliação resumida

Designação da agência:		Código:
Data da visita:		
Hora de início:	Hora de término da visita:	Duração:
Tipo de auditor:	Não cliente:	Cliente:
Nome do auditor:		
Simulações: Abertura de conta; Internet banking; Cartão de débito; Cartão de crédito; Crédito à habitação		
Dimensões	Sub-dimensões	Variáveis
Infraestruturas	Espaço	Temperatura ambiente
		Assentos
		Dimensionamento do espaço
		Higienização do espaço
		Atendimento prioritário
		Entrada exterior
	Aparelhos e sistema de trabalho	Operacionalidade dos aparelhos utilizados
		Rede/ Sistema
	Multibancos (ATM)	Higienização dos ATM
		Área envolvente aos ATM
		Funcionamento dos ATM
		Teclas
		Ecrã
Monetário		
Talão		
Colaboradores	Apresentação	Vestuário
		Imagem
		Identificação
	Contacto com o cliente	Cumprimentou/saudou o cliente
		Empatia
		Identificação de necessidades
		Despediu-se
		Linguagem
		Foco no cliente
		Produtividade e efetividade
Eficiência		
Dinamização	Agilidade	
	Conhecimento	
	Outras soluções viáveis	
Processos e operações	Simulações	Simulação de crédito (aplicável a pedidos de crédito)
	Informações	Formulários para preenchimento de pedidos
		Folhetos
		Publicidade
	Preçário	Visibilidade preçário
Reclamações	Visibilidade livro de reclamações	

Fonte: Elaboração própria (com base em Dawes, 2000; Guerreiro, 2016; Naik e Gantasala, 2010; Seenivasan e Anbazhag, 2014)

Após a criação da grelha acima apresentada, foi possível iniciar a recolha dos dados, de forma a obter a informação necessária às restantes fases do CRISP-DM. A grelha de avaliação foi colocada em campo em 70 agências, sendo que cada uma destas agências foi sujeita, sempre que possível, a 3 visitas por parte do cliente mistério, em dias e horários distintos. Neste sentido, a amostra recolhida totaliza

209 visitas às várias agências analisadas. A Tabela 7 representa as diversas variáveis incluídas na grelha de avaliação, bem como, especifica o tipo de variável em causa.

Tabela 7 – Tipos de variáveis presentes na grelha de avaliação

Variável	Designação	Tipo de variável
ID	Identificador único da Visita	Alfanumérica
ID_AG	ID da Agência	Alfanumérica
Desig_Ag	Designação da agência	Texto
Data_Visita	Data da Visita (dd/mm/aaaa)	Data
Hora_I_V	Hora de início da Visita (hh:mm)	Hora
H_T_V	Hora de término da visita (hh:mm)	Hora
Dur_Vis	Duração da visita	Numérica – Likert 3
Temp_Amb	Temperatura ambiente	Numérica – Likert 3
Assentos	Assentos	Numérica – Likert 3
D_Espaco	Dimensionamento do espaço	Numérica – Likert 3
Hig_Espaco	Higienização do espaço	Numérica – Likert 3
Ent_Ext	Entrada exterior	Numérica – Likert 3
At_Prior	Atendimento prioritário	Numérica – Binária
Op_Aparelhos	Operacionalidade dos aparelhos utilizados	Numérica – Binária
Rede_Sistema	Rede/Sistema	Numérica – Binária
Hig_Atm	Higienização dos ATM	Numérica – Likert 3
Area_Atm	Área envolvente aos ATM	Numérica – Likert 3
Teclas	Teclas	Numérica – Likert 3
Ecra	Ecrã	Numérica – Likert 3
talao	Talão	Numérica – Likert 3
Func_ATM	Funcionamento dos ATM	Numérica – Binária
Monet	Monetário	Numérica – Binária
Vest	Vestuário	Numérica – Binária
Imagem	Imagem	Numérica – Binária
Identif	Identificação	Numérica – Binária
Cumpr_Saud_cliente	Cumprimentou/saudou o cliente	Numérica – Binária
Empatia	Empatia	Numérica – Binária
Despediu	Despediu-se	Numérica – Binária
Ident_Necesdades	Identificação de necessidades	Numérica – Likert 3
Linguagem	Linguagem	Numérica – Likert 3
Foc_n_cliente	Foco no cliente	Numérica – Likert 3
Eficacia	Eficácia	Numérica – Binária
Eficiencia	Eficiência	Numérica – Likert 3
Agilidade	Agilidade	Numérica – Likert 3
Conhecimento	Conhecimento	Numérica – Likert 3
outr_Solucoes	Outras soluções viáveis	Numérica – Binária
Sim_Credito	Simulação de crédito	Numérica – Likert 3
Form_Pedidos	Formulários para preenchimento de pedidos	Numérica – Binária
Folhetos	Folhetos	Numérica – Binária
Public	Publicidade	Numérica – Binária
Visib_Prec	Visibilidade precário	Numérica – Binária
Visib_Recls	Visibilidade livro de reclamações	Numérica – Binária

Fonte: Elaboração própria

Conforme referido anteriormente, para além das variáveis presentes na grelha de avaliação, foi simultaneamente recolhida a satisfação espontânea face à qualidade, por vários clientes independentes, apresentadas na Tabela 8.

Cada uma destas variáveis apresenta uma escala de medida de 1 a 10, em que 1 corresponde à avaliação mais baixa e 10 à avaliação mais elevada. Uma vez que a amostra já se encontra selecionada e compilada no ficheiro Excel, prossegue-se para a etapa seguinte do CRISP-DM - a preparação dos dados.

Tabela 8 - Variáveis adicionais à grelha de avaliação

Nome da variável	Descrição da variável	Tipo de variável
Média_Satisf	Média satisfação	Numérica
Satisf_1	Avaliação satisfação 1	Numérica
Satisf_2	Avaliação satisfação 2	Numérica
Satisf_3	Avaliação satisfação 3	Numérica
Satisf_4	Avaliação satisfação 4	Numérica
Satisf_5	Avaliação satisfação 5	Numérica

Fonte: *Elaboração própria*

3.2.3 Preparação dos dados

A preparação dos dados é a terceira fase da metodologia CRISP-DM. Esta etapa abrange as várias ações necessárias para construir o reporte de dados final. Esses dados serão trabalhados e preparados cuidadosamente, a fim de se obter uma base de dados consolidada, fazendo parte dela a limpeza, construção de dados e dos seus atributos, e ainda a sua formatação (Shearer, 2000, citado por Ramos et al., 2020; Quinn, 2020).

Para a obtenção de melhores outputs e correspondente análise, algumas das variáveis presentes na Tabela 8 foram analisadas, de modo a compreender a necessidade de serem alteradas, adaptadas e/ou transformadas.

Numa primeira instância, e ainda em formato Excel, a variável *Data_Visita* foi transformada em variável categórica, sendo que as inúmeras datas das visitas às agências foram transformadas em dias da semana. Posteriormente, a restante etapa foi executada na ferramenta Python, que utiliza linguagem de programação.

A primeira função executada permitiu definir que as agências correspondem à variável "ID". De seguida, foram retiradas as variáveis apresentadas na Figura 2, não tendo sido consideradas para o modelo. Por criarem redundância, foram também retiradas as variáveis *Desig_Ag* e *H_T_V*, uma vez que através de outras variáveis era possível saber a designação da agência, e o término da visita, respetivamente.

A variável *Desig_Ag* foi eliminada pelo facto de existir uma outra variável (*ID_AG*) que reporta a mesma informação, o nome das várias agências. Nesta mesma ótica, foi também eliminada a variável *H_T_V* pois através das variáveis *Hora_I_V* e *Dur_Vis* foi possível calcular a hora a que cada visita terminou, não criando redundância nos dados. As restantes variáveis não foram incluídas pois apresentavam escalas de medida diferentes, o que por sua vez, era um fator influenciador nos outputs do modelo.

```
#agencias=df['ID_AG']
agencias=df['ID']
df.drop(columns=['Desig_Ag', 'H_T_V', 'Data_Visita.1', 'Média_Satisf', 'Satisf_1',
'Satisf_2', 'Satisf_3', 'Satisf_4', 'Satisf_5'], inplace=True)
df.head()
```

Figura 2 – Código – Eliminação de variáveis em Python

Uma vez que estamos perante linguagem de programação, habitualmente este tipo de modelos não utiliza dados categóricos que estejam em formato de texto. Por este motivo, e porque as variáveis categóricas em análise não apresentam nenhuma relação ordinal entre elas, foi utilizada a função *get_dummies* para transformar as variáveis categóricas, presentes na grelha de avaliação, em variáveis numéricas e alfanuméricas, conforme ilustra a Figura 3. Esta transformação irá permitir que estas variáveis sejam utilizadas na etapa seguinte do CRISP-DM, a modelação.

```
df = pd.get_dummies(df, columns=['ID_AG'], prefix=['ID_AG_'])
df = pd.get_dummies(df, columns=['Data_Visita'], prefix=['Data_Visita_'])
df = pd.get_dummies(df, columns=['ID'], prefix=['ID_'])
df.head()
```

Figura 3 – Código – Transformação de variáveis categóricas em numéricas em Python

Relativamente às variáveis que indicam as horas, como a *H_T_V* e *Dur_Vis*, por apresentarem um formato *hh:mm*, foram retirados os minutos, exibindo assim apenas as horas em número inteiro, conforme ilustrado na Figura 4.

```
df['Hora_I_V'] = df['Hora_I_V'].astype(str).str.split(':').str[0].astype(int)
df['Dur_Vis'] = df['Dur_Vis'].astype(str).str.split(':').str[1].astype(int)
df.head()
```

Figura 4 – Código - Alteração no formato de variáveis temporais em Python

Após a eliminação e formatação das variáveis acima descritas, foi aplicado o comando *StandardScaler* que permite a estandardização das variáveis, eliminando a sua média e variância unitária. Seguidamente, todas as variáveis foram normalizadas, para que todas elas beneficiassem do mesmo peso, evitando que uma variável apresentasse um peso maior que outra, no SOM. Estas ações estão representadas ao longo da Figura 5.

```

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
df_normalized = scaler.fit_transform(df)
df = pd.DataFrame(df_normalized, columns=df.columns)
df.head()

```

Figura 5 – Código – Normalização das variáveis selecionadas em Python

A grelha de avaliação apresentava *missing values* (na) em determinadas, os chamados dados omissos. Para ultrapassar este *gap*, foi aplicada a função *fillna*, que preenche os campos omissos. Neste caso concreto, os *missing values* foram substituídos pelo valor zero, como demonstrado na Figura 6.

```

df.fillna(0, inplace=True)

```

Figura 6 – Código - Preenchimento de dados omissos em Python

A Tabela 9 resume as variáveis que suportaram algum tipo de alteração ou formatação ao longo destas etapas de compreensão e preparação dos dados recolhidos.

Tabela 9 - Síntese das variáveis transformadas

Variável	Tipo de variável	Tipo de transformação
ID_AG	Alfanumérica	Eliminada
Desig_Ag	Texto	Eliminada
Data_Visita	Data	Dias da semana
Hora_I_V	Hora	Números inteiros, eliminando os minutos
H_T_V	Hora	Eliminada
Dur_Vis	Numérica	Números inteiros, eliminando os minutos
Média_Satisf	Numérica	Eliminada
Satisf_1	Numérica	Eliminada
Satisf_2	Numérica	Eliminada
Satisf_3	Numérica	Eliminada
Satisf_4	Numérica	Eliminada
Satisf_5	Numérica	Eliminada

Fonte: Elaboração própria

De acordo com as etapas de acima descritas e face à transformação e eliminação de variáveis dispensáveis ao modelo escolhido, a Tabela 10 apresenta o processo de triagem à amostra de dados inicial. A amostra inicial contempla as variáveis referentes à avaliação dos clientes independentes. O número de avaliações por observação após este processo corresponde ao número de avaliações incluídas na etapa seguinte - a modelação.

Tabela 10 - Processo de seleção da amostra

Descrição	Nº de avaliações
Dados recolhidos através da grelha de avaliação	7.966
Após a eliminação das variáveis desnecessárias ao modelo	7.315 ⁵
Após a transformação dos dados omissos	7.130

Fonte: *Elaboração própria*

3.2.4 Modelação

A etapa da modelação é a etapa que envolve atividades como seleção de técnica de modelação e calibração dos seus parâmetros. Usualmente, existem várias técnicas diferentes que podem ser usadas para um único problema de prospeção de dados. Importa, também, considerar o caso de uso específico e escolher o algoritmo que será o mais adequado para o efeito (Grimheden & Järlesäter, 2022). Ramos et al., (2020) defendem que na modelação de dados são escolhidas as técnicas de modelação adequadas, em conformidade com algoritmos de *data mining* e posterior realização de testes para ajustar os parâmetros desses mesmos algoritmos. Nesta etapa, é comum regressar à etapa de preparação de dados, pois, por vezes, é necessário ajustar e manipular os mesmos.

Pelo exposto no Capítulo 2 – Revisão da Literatura, e tendo em consideração a tipologia de dados que iriam ser recolhidos e, mais tarde, processados, tem-se que o modelo não supervisionado SOM foi o modelo escolhido para modelação dos dados, pelo facto de ser um método auto-organizado, como o próprio nome indica. Este modelo é idealmente utilizado quando se desconhece o problema e, à priori, o número de agrupamentos. Este estudo é exemplo disso, e foca a sua atenção na descoberta de grupos e na existência de padrões com proximidade e similitude, com a finalidade de perceber o posicionamento das agências bancárias e direccionar as decisões de intervenção para a melhoria da performance das agências da IB em análise.

O SOM permite agrupar observações de acordo com a similitude, e por isso, no mapa topológico pode surgir a mesma agência em grupos separados, uma vez que foram realizadas, na maior parte dos casos, 3 observações por agência⁶. Para além de grande parte da preparação de dados ter sido concretizada em Python, também esta etapa foi elaborada na mesma linguagem de programação. O código utilizado para a modelação é *open source*, e está disponível através da hiperligação <https://github.com/JustGlowing/minisom>. O código utilizado tem a particularidade de integrar o MiniSom, uma versão minimalista do SOM, que foi idealizada tendo em conta os estudantes como principais utilizadores, assegurando mais autonomia e entendimento do funcionamento do modelo.

⁵ O número de observações é calculado através da multiplicação do número de variáveis (35) pelo número de visitas (209).

⁶ Das 70 agências, apenas duas delas foram objeto de 2 visitas, ou seja, 2 observações.

À versão do MiniSom disponibilizada através da hiperligação citada, foi aplicado a funcionalidade do mapa de cores ou *colormap* com o objetivo de alterar o mapa inicial para um mapa de cores padrão. Nesta função é criado um gráfico de cores que agrupa as observações em função da sua similitude.

Este gráfico permite, também, obter as distâncias médias entre os neurónios para todos os agrupamentos vencedores. A Figura 7 ilustra o modelo utilizado, em linguagem de programação, e através dela estão representados os vários parâmetros passíveis de alteração, a fim de alcançar um dos objetivos - a identificação de agrupamentos e distâncias entre eles.

```
from minisom import MiniSom
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from pylab import bone, pcolor, colorbar, plot, show

data=df.values
n=?
som = MiniSom(x=n, y=n, input_len=len(data[0]), sigma=?,
learning_rate=?,neighborhood_function='gaussian', random_seed=0)

som.random_weights_init(data)
som.train_random(data = data, num_iteration = ?)

bone()
pcolor(som.distance_map().T)
colorbar()
for i, x in enumerate(data):
    w = som.winner(x)
    plot(w[0] + 0.5,
         w[1] + 0.5,
         'o',
         markeredgecolor = 'r',
         markerfacecolor = 'r',
         markersize = 4,
         markeredgewidth = 2)
show()
```

Figura 7 – Código – Aplicação do MiniSom em Python

As etapas de modelação inerentes ao MiniSom, seguem a lógica de treinamento iterativa do SOM e são as seguintes:

- Primeira etapa - cálculo dos pesos das observações de cada neurónio de forma aleatória;
- Segunda etapa - definição do número de iterações e calculo progressivo da distância de cada observação ao vetor dos pesos, com base na distância euclidiana;
- Terceira etapa - comparação da distância euclidiana com o peso de cada observação e identificação do neurónio com a menor distância, designado como BMU (*Best Matching Unit*) e selecionado como o neurónio que vai receber mais treinamento;

- Quarta etapa - execução do treino de todos os neurónios a partir do BMU e atualização dos pesos de cada neurónio da rede de acordo com a função de treinamento (função de vizinhança).

Tem-se que o parâmetro “n” corresponde à dimensão da matriz formada através do SOM. O número de nós que serão delimitados será o número máximo de *clusters* que o SOM pode formar (Ali & Amin, 2019). O sigma é outro dos parâmetros que deve ser preenchido. Este parâmetro diz respeito ao raio e agrupa o número de neurónios mais próximos do neurónio onde se encontra a função de ativação. Por defeito, corresponde entre 5% a 15% do parâmetro sigma. Neste código em particular, a função de ativação pré-definida é a função gaussiana, mais conhecida por *mexican hat*. É uma função que envia informação resultante da combinação linear das entradas e dos respetivos pesos, i.e., transmite a informação através dos vetores de saída. Outro dos parâmetros a ter em consideração é o *learning rate*, que permite controlar o tamanho dos vetores de peso. O seu valor varia entre 0 e 1, e reflete em quanto é possível alterar os pesos dos vários neurónios em cada iteração, enquanto estes se movem em direção ao mínimo de uma função. O *learning rate* optado para este modelo foi de 0,07, pois um *learning rate* baixo permite alcançar um ajuste mais adequado dos vários agrupamentos. Um *learning rate* alto vai permitir que as agências se agrupem ao *cluster* mais próximo, em vez de ser o mais adequado. As iterações são também um parâmetro a ter em consideração, representando o número máximo de iterações por amostra. A função utilizada no modelo permitiu treinar o SOM a partir de todos os vetores de dados, de forma sequencial. Relativamente à escolha do número de agrupamentos, a análise foi feita a partir da matriz 5x5, pelo facto de ser a partir daqui que se verificou um desvinculamento da sua similitude da matriz. Esta matriz foi o ponto de partida para a análise dos possíveis cenários de agrupamento, tendo-se estabelecido como limite de visualização a - matriz 15x15, em virtude da avaliação dos parâmetros de qualidade obtidos (*vide* subcapítulo 3.2.5). Pelo exposto, a Tabela 11 apresenta os diferentes cenários de agrupamento para cada parâmetro do modelo, tendo como objetivo eleger o cenário ideal.

Tabela 11 - Conjugação dos parâmetros do SOM (MiniSom)

Nº de clusters (n)	Sigma ⁷	Learning rate	Nº de iterações
5	0,4	0,07	2 000
6	0,4	0,07	2 000
7	0,5	0,07	2 500
8	0,6	0,07	2 500
9	0,6	0,07	2 500
10	0,6	0,07	2 500
11	0,7	0,07	3 000
12	0,7	0,07	3 000

⁷ Para este modelo, o sigma foi calculado tendo como base a proporção by default (5 a 15%) Este representa entre 5% a 10% do número potencial de agrupamentos escolhido (n).

Nº de clusters (n)	Sigma ⁸	Learning rate	Nº de iterações
13	0,8	0,07	3 500
14	0,8	0,07	3 500
15	0,8	0,07	3 500

Fonte: Elaboração própria

3.2.5 Avaliação dos resultados

Para Quinn (2020), a primeira tarefa, e principal, associada à fase de avaliação do modelo é avaliar os resultados da fase da modelação, isto é, avaliar o modelo construído de acordo com o problema formulado inicialmente na primeira fase da metodologia, a compreensão do negócio. Importa, assim, garantir a qualidade do modelo, tanto do ponto de vista da análise dos dados, como também do ponto de vista do negócio (Grimheden & Järlesäter, 2022).

De acordo com Forest et al., (2020), é possível medir e avaliar a performance do SOM, podendo estava avaliação alterar consoante o objetivo que se pretende. As métricas mais comuns estão divididas em duas grandes famílias: as métricas de agrupamento (*clustering metrics*) e as métricas topográficas (*topographic metrics*).

As métricas de agrupamento dependem exclusivamente dos vetores de padrão e não da forma como se organizam topologicamente. Já as métricas topográficas integram a topologia do mapa, em concreto o SOM, e podem detetar fraudes por parte da vizinhança.

Para além destas duas famílias, cada uma delas divide as suas métricas em conformidade com o cálculo dos índices, i.e., se são índices internos ou externos (Forest, 2020). De entre as diversas métricas de avaliação do desempenho do modelo, as métricas selecionadas para avaliar a performance do SOM foram:

- Erro de quantização (*Quantization error*) – mede o erro médio quando o *output* do SOM é gerado, através da distância euclidiana, i.e., mede a distância média euclidiana entre uma amostra de dados e seu neurónio correspondente mais próximo. Quanto menor for o erro de quantização, melhor será a qualidade.
- Erro topográfico (*Topographic error*) – mede a fração de amostras para as quais o primeiro e o segundo melhores neurónios não são vizinhos no mapa. Este erro permite quantificar a suavidade com que o mapa SOM é delineado. Quanto menor for o erro topográfico, maior é a preservação da topologia do mapa.

Para uma melhor concretização das métricas selecionadas para medir a performance de cada mapa, a Figura 8 ilustra as duas funções acima mencionadas, também em linguagem de programação.

⁸ Para este modelo, o sigma foi calculado tendo como base a proporção by default (5 a 15%) Este representa entre 5% a 10% do número potencial de agrupamentos escolhido (n).

```
print("quantization error:", som.quantization_error(data), "\n")
print("topographic error:", som.topographic_error(data), "\n\n")
```

Figura 8 – Código – Aplicação das métricas de avaliação de performance em Python

3.2.6 Implementação

A implementação do modelo é a última fase desta metodologia. Esta é a fase onde se decide a utilização ou não do modelo, e se disponibilizam os resultados ao utilizador final (Silva, 2021). Dependendo do projeto em questão, esta etapa pode não existir, pois pode apenas exigir a criação do modelo e não a sua implementação (Ramos et al., 2020). Por fim, esta fase permite responder às questões de investigações colocadas, onde terá desenvolvimento e posterior abordagem nos capítulos seguintes. No âmbito dissertação, o modelo foi aplicado à sistematização dos agrupamentos das observações e à determinação do nível de desempenho de qualidade com vista à definição de políticas de intervenção de melhoria da qualidade do serviço nas agências da instituição bancária angolana em análise. A Figura 9 ilustra o processo de análise realizado com base nos resultados obtidos pelo SOM.

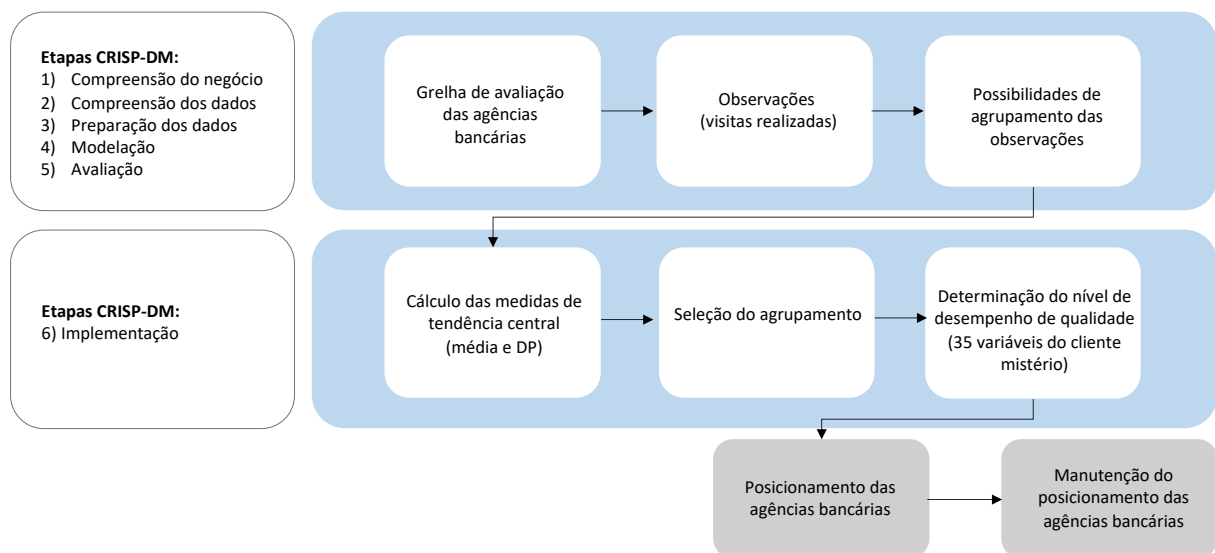


Figura 9 – Processo de implementação dos resultados obtidos através do SOM

As primeiras cinco etapas do CRISP-DM encontram-se esquematizadas na primeira parte da figura acima ilustrada, e de seguida, a partir dos outputs criados pelo modelo, procede-se à seleção do agrupamento e à determinação do nível de desempenho, a partir do qual se analisou o posicionamento das agências e a sua manutenção ao longo das visitas realizadas. O nível de desempenho de qualidade foi calculado para os agrupamentos formados utilizando a média das 35 variáveis de avaliação do cliente mistério.

Capítulo 4. Resultados e Discussão

O Capítulo 4 permite dar continuidade ao capítulo anterior – Metodologia. Após ter sido apresentado a metodologia, as etapas da mesma, e ainda o modelo utilizado para a concretização dos objetivos desta dissertação, este capítulo permite aplicar os resultados do SOM e analisar as questões de investigação inicialmente colocadas.

4.1 Compreensão da complexidade do problema

O SOM é um modelo que apresenta grandes vantagens no agrupamento e visualização de observações com comportamentos similares.

Não havendo conhecimento, *à priori*, da complexidade do problema, i.e., dos resultados da avaliação da qualidade do serviço nas agências bancárias por parte dos clientes mistério, foi necessário primeiramente compreender a realidade existente. Ou seja, se estamos perante um painel de observações muito diferenciado, com comportamentos muito distintos, onde rapidamente se identificam as agências excelentes e as más em termos de qualidade, ou se, pelo contrário, há proximidade no comportamento das observações, tornando-se mais desafiante a identificação do grau de desempenho das mesmas e o isolamento dos casos mais críticos.

Esta compreensão foi feita com base em medidas de tendência central, nomeadamente a média e o desvio-padrão. Estas medidas permitem verificar a tendência central das observações na sua globalidade.

A média está relacionada com a concentração dos dados, i. e., onde se verifica uma maior concentração de um determinado valor. É uma medida central que facilita a compreensão dos dados de uma amostra e uma das medidas de estatística mais comuns.

No que diz respeito ao desvio-padrão, tem-se que esta é uma medida de dispersão, e indica a dispersão dos dados face à média amostral. Quando o desvio-padrão é baixo, significa que os dados da amostra estão, usualmente, próximos do valor médio. Um desvio-padrão elevado revela que os dados da amostra estão dispersos por vários valores.

A Tabela 12 representa os valores destas duas medidas tendo com conta as avaliações do cliente mistério e o total das observações obtido, sendo ainda possível analisar na tabela as observações repartidas pelas três visitas realizadas. Os dados em análise totalizam 209 visitas realizadas às 70 agências, com base numa grelha de avaliação composta por 35 variáveis, perfazendo um total de 7.315 avaliações. Deste total, apenas 7.130 avaliações foram consideradas para estes cálculos, uma vez que a diferença diz respeito a valores omissos e, como tal, não foram contabilizados para efeitos de cálculo.

Tabela 12 - Média e desvio-padrão das observações do cliente mistério

Amostra	Média	Desvio-padrão	Total de observações
1ª Visita	0,874	0,303	2.387
2ª Visita	0,867	0,302	2.390
3ª Visita	0,881	0,304	2.353
Global (3 Visitas)	0,874	0,302	7.130

Fonte: *Elaboração própria*

De um modo global, a média das avaliações do cliente mistério é uma média elevada, numa escala de 0 a 1 (0,874). Face às três visitas, todas elas também apresentam uma média elevada, com um valor superior a 0,85. No entanto, constata-se que a 2ª visita de avaliação da qualidade foi a visita com o nível de avaliação mais baixo, com 0,867.

Pelos valores representados na tabela anteriormente mencionada, as 70 agências encontram-se bem classificadas pelo cliente mistério, o que demonstra que a qualidade obtida através da experiência (percebida) é elevada.

O desvio-padrão da amostra total, também calculado, é um desvio-padrão considerado baixo. Isto significa que as várias observações apresentam uma tendência de concentração face ao valor médio calculado. A 2.ª visita foi a visita com desvio-padrão mais baixo (0,302), no entanto, as restantes visitas também apresentam valores baixos. Estes valores de desvio-padrão permitem concluir que as várias observações resultantes da avaliação de cada uma das variáveis da grelha não apresentam valores muito dispersos em relação à média amostral.

Paralelamente a esta análise, analisou-se a satisfação espontânea, que não foi incluída no SOM, conforme referido no subcapítulo 3.2. Esta variável diz respeito à satisfação do serviço prestado, tendo sido facultada por 5 clientes, independentes ao cliente mistério, que avaliaram as agências de forma espontânea, numa escala de 1 a 10, conforme referido também em 3.2. O intuito foi perceber se a tendência observada nas 35 variáveis se mantinha ou não.

Tabela 13 - Média e desvio-padrão das observações dos clientes independente

Clientes independentes	Média	Desvio-padrão
Satisfação espontânea	8	1,879

Fonte: *Elaboração própria*

Relativamente às medidas calculadas, tem-se que a média da satisfação espontânea é uma média elevada, com valor de 8, no que diz respeito às 70 agências. O desvio-padrão dessa mesma satisfação é de 1,879. Este resultado simboliza que um intervalo em que a maior parte dos dados da amostra está concentrado. Uma vez que o desvio-padrão desta variável é de 1,879, a maior parte da avaliação da satisfação está comprimida num intervalo entre os 6 e 10 pontos.

O desvio-padrão dos clientes independentes é, curiosamente, maior do que o desvio-padrão calculado na avaliação do cliente mistério (1,879>0,302). Esta diferença é explicada pelo facto de o desvio-padrão da satisfação espontânea ser calculado através de uma matriz composta por apenas uma variável ao invés do desvio-padrão das avaliações do cliente mistério, sendo este desvio-padrão menor do que o de apenas uma variável.

Para colmatar esta análise, tanto a média dada pela avaliação do cliente mistério (serviço percebido) como a média da satisfação espontânea seguem a mesma tendência, ou seja, uma avaliação elevada. Neste sentido, estamos perante uma realidade onde a complexidade é a identificação dos níveis de desempenho mais baixos das agências, num contexto de avaliação de qualidade elevado, com vista a atuar mais especificamente nestas agências.

4.2 Análise das possibilidades de agrupamento e seleção do agrupamento

A visualização das possibilidades de agrupamento pode ser observada na Figura 10. A Tabela 14 representa uma síntese das matrizes que deram origem aos vários cenários de possíveis agrupamentos. Nela estão contempladas as várias hipóteses de possíveis agrupamentos, o número de agrupamentos efetivamente criado em cada uma das matrizes, e ainda as duas métricas selecionadas para avaliar a performance do SOM (*quantization error* e *topographic error*).

Tabela 14 - Síntese dos vários cenários e cálculo das métricas de medição da performance

Matriz	Output (nº agrupamentos obtidos)	Métricas
5x5	25/25 agrupamentos	QE = 16,26
		TE = 0,63
6x6	36/36 agrupamentos	QE = 15,54
		TE = 0,79
7x7	49/49 agrupamentos	QE = 14,66
		TE = 0,84
8x8	64/64 agrupamentos	QE = 13,76
		TE = 0,63
9x9	72/81 agrupamentos	QE = 13,35
		TE = 0,59
10x10	72/100 agrupamentos	QE = 13,34
		TE = 0,21
11x11	74/100 agrupamentos	QE = 13,41
		TE = 0,24
12x12	79/100 agrupamentos	QE = 13,40
		TE = 0,30
13x13	81/100 agrupamentos	QE = 13,63
		TE = 0,22
14x14	84/100 agrupamentos	QE = 13,60
		TE = 0,27
15x15	85/100 agrupamentos	QE = 13,30
		TE = 0,23

Fonte: Elaboração própria

De acordo com os valores acima apresentados, e face ao exposto 3.2.5 aquando da exposição de ambas as métricas, tem-se que quanto menor o seu valor, melhor a qualidade do mapa e maior é a conservação da sua topologia, respetivamente.

Apesar de o algoritmo ter sido testado até $n=15$, é a partir da matriz 10×10 que a visualização dos mapas, bem como as duas métricas de avaliação se tornam bastante similares, à medida que n aumenta. Por este motivo, a matriz 10×10 é a matriz que apresenta os valores mais baixos nestas duas métricas de avaliação do modelo utilizado, com $QE = 13,34$ e $TE = 0,21$.

Após uma breve análise estatística dos dados recolhidos, representada através de medidas de tendência central, prossegue-se com a visualização das matrizes formadas, tendo por base os parâmetros definidos em 3.2.4.

A Figura 10 ilustra as seis matrizes que originaram os vários cenários de agrupamentos das observações em estudo, apenas até à matriz 10×10 , uma vez que a partir desta a sua visualização não aparentava grandes diferenças face à visualização da matriz 10×10 , bem como as métricas de avaliação do SOM. Conforme referido anteriormente, foram calculadas duas métricas de avaliação da performance dos diversos mapas, que também estão representados na mesma figura, abaixo de cada um dos mapas.

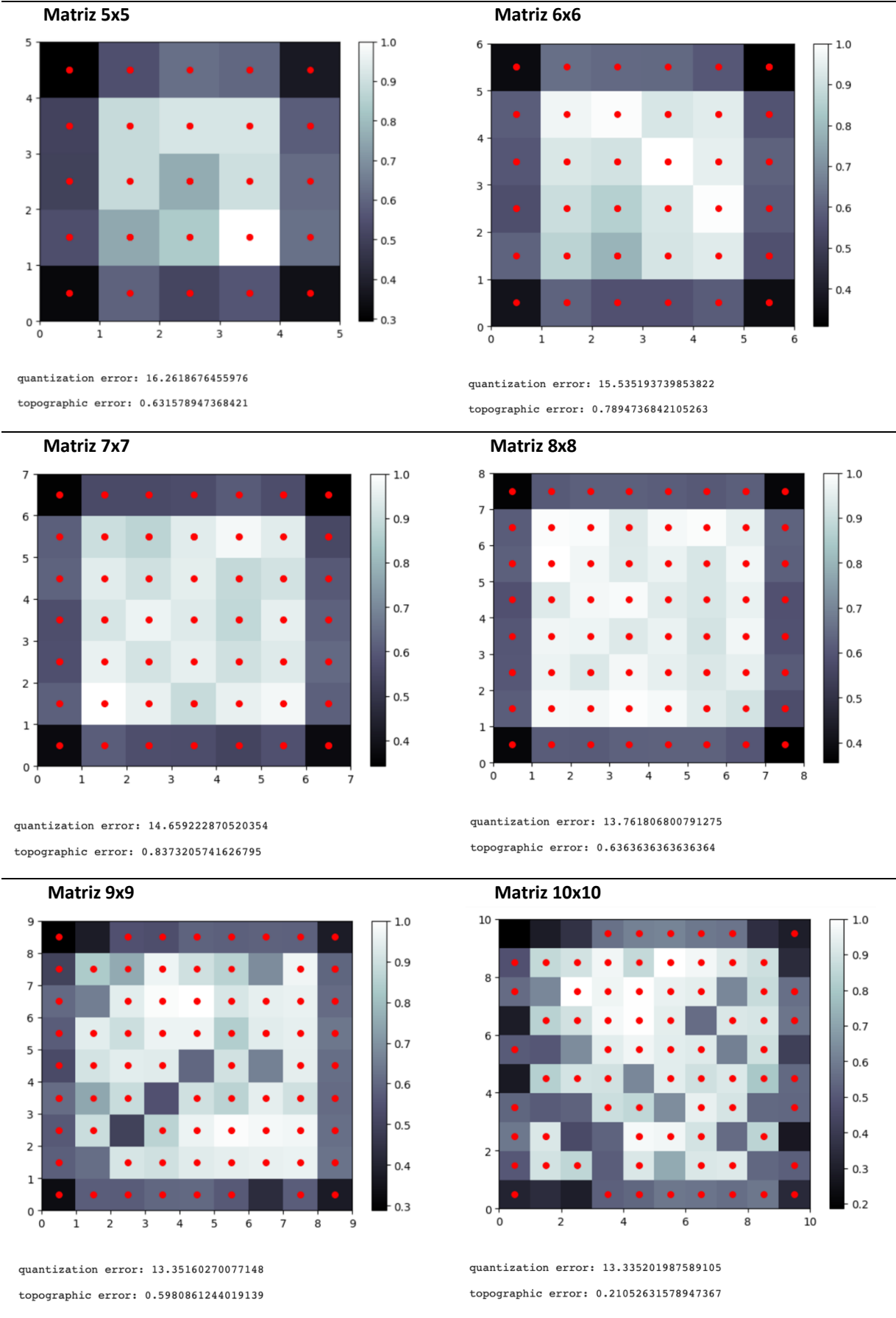


Figura 10 - Demonstração das matrizes de agrupamentos em Python

4.3 Determinação do nível de desempenho de qualidade

A matriz de dimensão 10x10 é a matriz a partir da qual foram analisadas as agências da instituição bancária em questão, de acordo o *output* formado pelo código (MiniSom) e posterior caracterização dos seus agrupamentos, representada pela Figura 11.

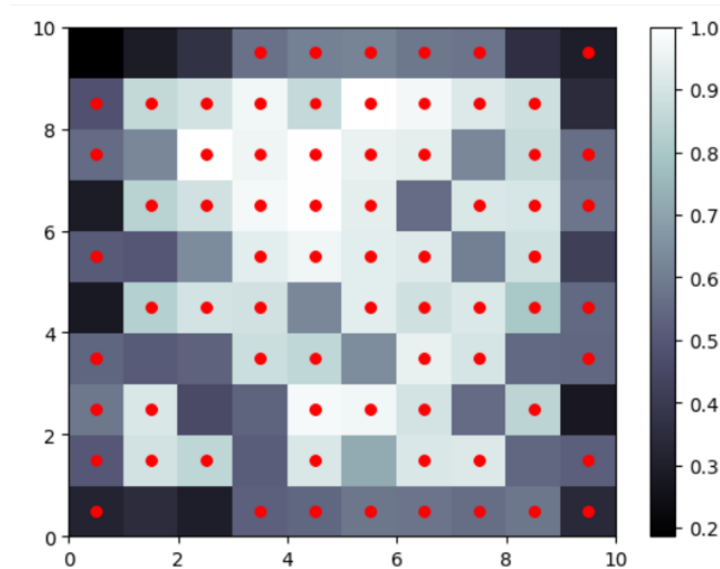


Figura 11 - Ilustração da matriz escolhida em Python

Com base na definição da BMU e na análise de vizinhança, identificaram-se quatro classes, associadas a cada uma das escalas de cor do mapa SOM selecionado.

- Para os agrupamentos formados na matriz 10x10 e a partir do cálculo da média das 35 variáveis de avaliação do cliente mistério para cada agrupamento, obteve-se os A primeira classe, associada à escala preta, agrupou 6 observações que correspondem à média mais elevada das 35 variáveis de avaliação do cliente mistério (0,931). Esta classe agrupa as observações que são consideradas excelentes;
- A segunda classe, associada à escala lilás, agrupou 64 observações que, em termos médios, corresponde ao nível de desempenho bom para a amostra de dados analisada;
- A terceira classe, associada à escala verde, agrupou 118 observações que, em termos médios, corresponde ao nível de desempenho satisfatório;
- A quarta classe, associada à escala branca, agrupou 21 observações que, em termos médios, corresponde ao nível de desempenho pouco satisfatório, e correspondeu à média mais baixa comparativamente às restantes classes (0,787).

A Tabela 15 resume o panorama de cada uma das classes do mapa, de acordo com a média de cada uma, através da escala de cores.

Tabela 15 – Caracterização da amostra por classes

Escala de cor (classes)	Média das 35 variáveis de avaliação do cliente mistério	N.º observações (visitas)	Nível de desempenho
Preto	0,931	6	Excelente
Lilás	0,865	64	Bom
Verde	0,891	118	Satisfatório
Branco	0,787	21	Pouco satisfatório

Fonte: *Elaboração própria*

A tabela evidencia a média correspondente e o número de observações que formam cada classe, e por fim, o nível de desempenho obtido, com base na média aritmética calculada, média esta que traduz a avaliação de cada uma das 209 observações agrupadas por classes. O nível de desempenho excelente corresponde à média mais elevada das quatro classes, sendo que o nível de desempenho segue a lógica decrescente, i.e., o nível mais baixo de desempenho (pouco satisfatório) corresponde à média mais baixa relativamente às quatro classes, com 0,787.

4.4 Posicionamento e manutenção das agências bancárias

A análise que se segue pretende compreender a performance das agências bancárias ao nível do atendimento presencial, e posteriormente, identificar quais as agências que devem ser objeto de planos de melhoria específicos.

Tendo em conta as classes formadas no subcapítulo 4.3, associado às escalas de cor do mapa SOM, foram elaboradas duas tabelas, em formato Excel, que demonstram o comportamento das observações em relação à manutenção da classe de desempenho ao longo das visitas a cada uma das 70 agências. Este mapeamento incide não só sobre as agências que mudaram de desempenho, i.e., de classe ao longo das 3 visitas realizadas, como também sobre as agências que não mudaram de desempenho nas 3 visitas.

A Tabela 16 traduz o comportamento das 10 agências que, pelo menos numa das três visitas, mudaram de classe de desempenho. Ao analisar a tabela constata-se que das 10 agências apresentadas, nenhuma esteve, pelo menos uma vez, na classe associada à escala preta, com avaliação categorizada como excelente.

Tabela 16 - Comportamento das agências que mudaram de desempenho nas 3 visitas realizadas

Agência	Pouco satisfatório (branco)	Bom (lilás)	Excelente (preto)	Satisfatório (verde)
Agência 15 de Fevereiro		1		2
Agência Avenida de Portugal	1	2		
Agência Calemba II		1		2
Agência Che Guevara	1			2
Agência Cine São Paulo	1			2
Agência Dom Pedro V		2		1
Agência Miramar	1			2
Agência Sequeira Lukoki		1		2
Agência Viana	1	2		
Agência Viana - Projeto Morar	1	1		1

Fonte: Elaboração própria

As avaliações por parte do cliente mistério foram repartidas pelas restantes escalas de cores (lilás, verde e branca), no entanto, a escala que apresentou um maior nível de consistência no que concerne à mudança de classe de desempenho foi a classe verde, com média correspondente ao nível de desempenho satisfatório. Das 10 agências, 6 delas mantiveram-se no nível de desempenho satisfatório em 2 das 3 visitas realizadas. Constatou-se ainda que a Viana – Projeto Morar foi a única agência que ao longo das 3 visitas, nunca se manteve constante, sendo que a avaliação a esta agência variou entre o desempenho pouco satisfatório, satisfatório e bom. A Tabela 17 representa o comportamento das restantes agências (60), em relação à manutenção, que não mudaram de classe de desempenho durante as 3 visitas realizadas.

Tabela 17 - Comportamento das agências face à manutenção da classe de desempenho

Agência	Pouco satisfatório (branco)	Bom (lilás)	Excelente (preto)	Satisfatório (verde)
Agência Aeroporto		3		
Agência Alameda		3		
Agência Alvalade				3
Agência Av ^a Brasil				3
Agência Bairro Azul			3	
Agência Bairro Popular	3			
Agência Benfica		3		
Agência B ^a Popular - Mercado				3
Agência Casseque ⁹		2		
Agência Cazenga - 5 ^a Avenida		3		
Agência Centro Comercial Benfica				3
Agência Centro Comercial Ulengo				3
Agência Centro Logístico de Talatona				3
Agência Cine Atlântico				3
Agência Comandante Loy		3		
Agência Cônego Manuel das Neves				3
Agência Coqueiros		3		
Agência Correios Rainha Ginga	3			

⁹ Foram realizadas apenas duas visitas.

Agência	Pouco satisfatório (branco)	Bom (lilás)	Excelente (preto)	Satisfatório (verde)
Agência Dack Doy				3
Agência Estrada do Benfica				3
Agência FILDA				3
Agência Galerias Patriota				3
Agência Galerias Viana				3
Agência Golfe - Centro Comercial	3			
Agência Grafanil				3
Agência Ho-Chi-Min				3
Agência Hoji-Ya-Henda	3			
Agência Ilha de Luanda		3		
Agência INEF		3		
Agência Ingombotas				3
Agência Kilamba Kiayi		3		
Agência Kinaxixi				3
Agência Lar do Patriota				3
Agência Largo do Pelourinho				3
Agência Largo dos Congolenses				3
Agência Liga Africana		3		
Agência Major Kanhangulo				2
Agência Missão				3
Agência Morro Bento				3
Agência Morro da Luz		3		
Agência Mulemba				3
Agência Petrangol				3
Agência Prenda				3
Agência Rainha Ginga ¹⁰		2		
Agência Rei Katyavala		3		
Agência Rocha Pinto		3		
Agência Sagrada Família				3
Agência Samba Pequena				3
Agência Santa Bárbara				3
Agência Sede				3
Agência Serpa Pinto				3
Agência Talatona				3
Agência Universidade Católica				3
Agência Urbanização Zango		3		
Agência Valódia	3			
Agência Viana - Estalagem		3		
Agência Viana - Rouxinol				3
Agência Viana Cifral		3		
Agência Vila Alice			3	
Agência Zango				3

Fonte: Elaboração própria

Perante a tabela acima apresentada, verificou-se que a classe verde, correspondente ao desempenho satisfatório, é a classe com maior presença, de forma sistemática, nas 3 visitas. De seguida, a classe que ocupa o segundo lugar é a classe lilás, com 18 agências que durante as 3 visitas se mantiveram num nível de desempenho considerado bom, segundo a média calculada

¹⁰ Foram realizadas apenas duas visitas.

anteriormente. No entanto, apenas duas agências conseguiram manter-se sempre no nível de excelência no que diz respeito ao desempenho do atendimento bancário, que foram as agências Bairro Azul e Rainha Ginga.

De um modo geral, constata-se que:

1) As tabelas anteriores apresentam de forma detalhada os resultados de posicionamento das 70 agências:

- 5 têm sistematicamente¹¹ um comportamento pouco satisfatório,
- 35 têm sistematicamente um comportamento satisfatório,
- 18 têm sistematicamente um comportamento bom,
- 2 têm sistematicamente um comportamento excelente e
- 10 tem um comportamento difuso, i.e., variável entre o nível de desempenho.

2) Apenas 10 agências mudaram de desempenho ao longo das três visitas, e a maioria (60 agências) manteve o desempenho nas três visitas. As agências que mudaram de desempenho são as seguintes:

- 15 de Fevereiro,
- Avenida de Portugal,
- Calemba II,
- Che Guevara,
- Cine São Paulo,
- Dom Pedro V,
- Sequeira Lukoki,
- Viana,
- Viana – Projeto Morar e
- Miramar.

3) Das 70 agências, apenas 5 apresentam sistematicamente nas três visitas um nível de desempenho pouco satisfatório:

- Bairro Popular,
- Correios Rainha Ginga,
- Golfe - Centro Comercial,
- Hoji-Ya-Henda e
- Valódia.

¹¹ Considera-se um comportamento sistemático quando nas 3 visitas realizadas a agência se manteve na mesma classe, i.e., no mesmo nível de desempenho.

4) Contrariamente, apenas 2 apresentam sistematicamente nas 3 visitas um nível de desempenho excelente:

- Bairro Azul e
- Vila Alice.

4.5 Análise das questões de investigação

Na fase inicial da dissertação foram colocadas questões de investigação que, após a metodologia aplicada e a análise de dados efetuada, podem ser avaliadas.

A primeira questão, está associada às variáveis de base indispensáveis à avaliação da qualidade. Conforme análise realizada, a avaliação da qualidade das agências bancárias deve considerar, no mínimo, quatro dimensões: a dimensão Infraestruturas, a dimensão Colaboradores, a dimensão Produtividade e Efetividade, e por último, a dimensão Processos e Operações.

A segunda questão pretendia refletir sobre as técnicas e/ou modelos que existem para a avaliação da qualidade do serviço. Da sistematização realizada constatou-se que são alguns os modelos capazes de avaliar o serviço prestado ao cliente, tais como os modelos de aprendizagem supervisionada, como a regressão e a classificação, os modelos de aprendizagem não supervisionada, que contemplam o *K-means* e o SOM, e ainda modelos descritivos (agrupamento, clusterização e associação). O SOM foi eleito como modelo a aplicar pelas vantagens que apresenta, nomeadamente:

- O SOM proporciona a representação de dados mais complexos com um grande número de variáveis num espaço bidimensional tornando assim mais simples a visualização e a compreensão de possíveis padrões presentes nos dados de estudo;
- Permite que os agrupamentos sejam interpretados de forma intuitiva, i.e., o SOM tem a capacidade de organizar os dados de uma forma natural, formando agrupamentos de neurónios que representam espaços similares no espaço de origem;
- Este modelo pode ser aplicado a uma diversidade de domínios, podendo ser incorporado na análise de dados geoespaciais, no processamento de imagens, reconhecimento de padrões, entre outros exemplos;
- Estes mapas são redes neurais mais simples de treinar e de compreender, comparativamente a outras redes neurais mais complexas, que necessitam de outro tipo de abordagem e apoio à sua interpretação.

Conforme se pode constatar, estamos a trabalhar com uma realidade onde a avaliação da qualidade é elevada, pelo que, é importante conseguir deslindar, no meio da elevada avaliação de qualidade, quais as agências bancárias mais críticas. A título de exemplo, se tivéssemos utilizado o método mais clássico dos quartis, para as 35 variáveis de avaliação da qualidade, teríamos obtido

agrupamentos muito amplos, a partir dos quais não seria possível isolar os casos mais críticos, i.e., que apresentariam maior disparidade. Este exercício de comparação pode ser visualizado na Tabela 18.

Tabela 18 - Número de observações por nível de desempenho recorrendo aos Quartis e ao SOM

Nível de desempenho	Número visitas realizadas	
	Quartis	SOM
Excelente	53	6
Bom	53	64
Satisfatório	54	118
Pouco satisfatório	49	21

Fonte: *Elaboração própria*

No que concerne à aplicação do SOM ao invés de outro dos modelos não supervisionados, como o *K-means*, prende-se com a questão de para este último ser mais vantajoso para o algoritmo se já se anteceder o problema que se pretende obter resposta. Neste modelo, o conhecimento prévio dos agrupamentos ideais por parte do utilizador antes de iniciar o processo, podendo, posteriormente, favorecer o *output* deste algoritmo, permitindo resultados mais valiosos. Neste sentido, o SOM é mais utilizado para a análise exploratória de dados, uma vez que no ponto de partida deste estudo, o número de agrupamentos que iriam ser formados era uma matéria desconhecida.

A terceira questão, foca-se na forma como é possível aplicar o SOM à avaliação de qualidade das agências bancárias. Essencialmente, o SOM possui grandes vantagens de utilização relacionadas o seu processo iterativo de cálculo, que permite uma aprendizagem contínua em função da granularidade associada. Através da otimização dos agrupamentos ao longo deste processo e com a visualização de resultados, permite analisar as classes de acordo com a função de vizinhança.

Por outro lado, o SOM realiza a análise de proximidade considerando todas as variáveis recolhidas e não apenas as variáveis que se encontram diretamente associadas à avaliação das dimensões de qualidade. Por exemplo, os dados incluídos no SOM desta dissertação, incluem variáveis como o dia da semana e o horário da visita do cliente mistério, considerados como válidos na própria modelação.

A quarta e última questão, prende-se com a forma como se podem usufruir dos dados de cliente mistério para desenvolver modelos baseados em aprendizagem de máquina. Havendo uma regularidade na recolha de dados e mantendo-se a grelha de avaliação, a imputação de dados de cliente mistério ao SOM vai melhorar substancialmente a compreensão do posicionamento das agências, bem como, a sua trajetória ao longo do tempo entre os diferentes níveis de desempenho.

Capítulo 5. Conclusões

5.1 Recomendações da investigação

Com esta dissertação comprova-se que o SOM traz vantagens na análise da avaliação da qualidade e na monitorização da política de qualidade das agências bancárias. As principais recomendações residem na definição de grelhas de avaliação constantes. i.e., fixas, nas instituições bancárias, de forma que o processo iterativo de aprendizagem do SOM seja comparável entre os vários momentos de avaliação. Outra das recomendações deste trabalho prende-se com a importância da qualidade e respetiva avaliação ao longo das organizações, e em particular, às prestadoras de serviços e atendimento ao cliente, pois são os clientes que ditam em inúmeros casos, as regras do mercado e são eles quem fomenta que as organizações batalhem pela vantagem competitiva, cada vez mais agressivo, num mercado que se encontra em constante mudança.

Esta dissertação contribui, também, para o conhecimento científico e académico, bem como para os profissionais do setor bancário, pois nele estão aglomerados os pontos principais que as IB se devem debruçar e reforçar para a alocação e gestão de recursos no que diz respeito à qualidade de serviço.

5.2 Limitações da investigação

No que diz respeito às limitações da investigação, são várias as limitações encontradas no decorrer da elaboração desta dissertação. O primeiro obstáculo prende-se com a ausência de um *framework* metodológico, internacional e nacional, que possibilite a padronização das variáveis e as dimensões associadas às grelhas de avaliação do cliente mistério para agências bancárias. Ao longo das diversas investigações a estudos anteriormente citados, tem-se que, para investigações cuja base é a inclusão da técnica de cliente mistério, para a recolha dos dados, não existe uma estrutura pré-definida que auxilie na construção de grelhas de avaliação, nem na seleção das dimensões cruciais para mensuração da qualidade, neste caso específico, na qualidade do atendimento bancário.

Seguidamente, outras das limitações encontradas diz respeito à dimensão do ficheiro base dos dados. Este ficheiro foi construído de forma exploratória para o propósito desta dissertação, pelo que, de certa forma, impossibilitou o aumento do grau de aprendizagem do SOM. Ao longo da revisão literária, no que concerne aos temas do SOM e utilização da técnica de cliente mistério como recolha de dados, é visível a inexistência abundante de recursos face a estas temáticas, em países de língua oficial portuguesa. A literatura que aborda este modelo e técnica tem maior presença a nível internacional, pelo que é possível observar esta realidade através do capítulo seguinte, que contempla as referências bibliográficas, necessárias à concretização desta dissertação. Ainda relativamente a este modelo auto-organizado, é importante observar que o SOM tem suas limitações, sendo um modelo

mais adequado para tarefas de exploração de dados e identificação de padrões do que para tarefas de classificação ou previsão, o que neste caso específico não é o caso, pois não tínhamos os dados para poder trabalhar de início, tendo sido recolhidos primeiramente, através da técnica de cliente mistério.

5.3 Sugestões para investigações futuras

Como principais sugestões para investigações futuras deve considerar-se a inclusão de mais variáveis no algoritmo do SOM. Por exemplo, a avaliação da satisfação espontânea de clientes efetivos numa escala de 10 pontos, poderia reforçar o processo de aprendizagem do SOM. Outros dados, nomeadamente dados secundários (internamente recolhidos pelas IB e já existentes para processamento), podem igualmente ser associados ao processo de aprendizagem. Cita-se como exemplo, o número e tipo de transações executadas nas agências, o número de clientes atendidos e o número de reclamações.

Como segunda sugestão para investigações futuras é a compreensão dos resultados do SOM para além da média das 35 variáveis de avaliação. Por exemplo, perceber de que forma as variáveis como do dia da semana, o período do dia (manhã, tarde), a zona em que se encontra a agência, ou até mesmo, o nome do colaborador que prestou o atendimento, são fatores que podem afetar os níveis de desempenho das agências.

Por último, mas não menos importante, a aplicação de métodos de análise complementares ao modelo SOM, com o objetivo de perceber, dentro de cada nível de desempenho, qual ou quais as variáveis que estão a impactar de forma mais negativa a qualidade de serviço e, por conseguinte, não contribuem para o aumento do nível de desempenho da agência bancária.

Face ao exposto, e como complemento à análise realizada, é importante a comparação com outro tipo de técnicas, e.g, o *K-means*. Esta comparação beneficiaria a investigação no que diz respeito ao tipo de agrupamento que o modelo utilizado efetuou, e desse modo, poderia, também, ajudar a confirmar e até validar se efetivamente as agências foram agrupadas da melhor forma, e de acordo com a semelhança que apresentaram, face à qualidade de serviço.

Referências Bibliográficas

- Ali, A. & Amin, M., Z. (2019). An Intuitive Guide of Self Organizing Maps with Practical Implementation in Minisom. *Wavy AI Research Foundation*. Disponível em https://www.academia.edu/41216265/An_Intuitive_Guide_of_Self_Organizing_Maps_with_Practical_Implementation_in_Minisom.
- Aliata, V. L., Ojera, P. B. & Mise, J. K. (2016, Dezembro). Relationship between Service Quality and Customer Satisfaction of Commercial Bank Customers, Nairobi Kenya. *iJARS International Journal of Management and Corporate Affairs*, 2(5). Disponível em <http://dx.doi.org/10.20908/ijarsijmca.v2i5.6715>.
- Asan, U. & Ercan, S. (2012). An Introduction to Self-Organizing Maps. Em C. Kahraman. *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering: With Recent Theory and Applications*, (pp. 299-319). Atlantis Press. Disponível em DOI:10.2991/978-94-91216-77-0_14
- Banco de Portugal. (2016). *Livro Branco Sobre a regulação e supervisão do setor financeiro*. Gabinete do Governador. Disponível em https://www.bportugal.pt/sites/default/files/anexos/pdf-boletim/livro_branco_web.pdf.
- Bhengu, M., & Naidoo, V. (2016). Retail banking service quality: A client perception study. *Risk governance & control: financial markets & institutions*, 6(4-1), 216-222. Disponível em <https://doi.org/10.22495/rcgv6i4c1art11>.
- Blessing, G. & Natter, M. (2019, Setembro). Do Mystery Shoppers Really Predict Customer Satisfaction and Sales Performance?. *Journal of Retailing*, 95(3), 47-62. Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2019.04.001>.
- Coelho, I. C. (2013). *Criação de clusters de clientes de um banco através do self-organizing maps hierárquico: comparação entre HSOM e SOM*. [Projeto de mestrado, Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação - Universidade Nova de Lisboa]. Disponível em <http://hdl.handle.net/10362/10511>.
- Costa, D. C. S. T. (2015). *A Qualidade do Atendimento Como Fator de Crescimento Empresarial*. [Projeto de pesquisa, Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis e Fundação Educacional do Município de Assis].
- Dawes, J. (2000, Janeiro). The Reliability and Validity of Objective Measures of Customer Service: "Mystery Shopping". *Australian Journal of Market Research*.
- Fernandes, F. M. P. (2011). *Implementação de um Sistema de Gestão da Qualidade*. [Projeto de mestrado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa].
- Forest, F., Lebbah, M., Azzag, H. & Lacaille, J. (2020). A Survey and Implementation of Performance Metrics for Self-Organized Maps. *arXiv*. Disponível em <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.05847>.
- Galesic, M. & Bosnjak, M. (2009, Maio). Effects of Questionnaire Length on Participation and Indicators of Response Quality in a Web Survey. *Public Opinion Quarterly*, 73(2), 349-360. Disponível em <https://doi.org/10.1093/poq/nfp031>.
- Gattás, R. (2008). *Determinantes e gaps da qualidade em serviços no setor de controle de pragas urbanas*. [Projeto para o título de Especialista, Universidade Estadual Paulista].
- Gomes, C. (2013, Julho). *Avaliação da Qualidade de serviços no comércio retalho - O caso Pingo Doce*. [Dissertação de mestrado, IPAM, Escola Superior do Porto].
- Grimheden, S. & Järlesäter, J. (2022). *Concretizing CRISP-DM for Data-Driven Financial Decision Support Tools*. [Projeto de mestrado, LTH - Lund University].
- Guerreiro, L. (2016). *Estudo da satisfação dos clientes no setor bancário: um caso aplicado Standard Bank no Lubango*. [Dissertação de mestrado, Universidade Aberta].
- Hashemi, S., Marzuki, A., Mohammed, H. & Kiumarsi, S. (2020). The effects of perceived conference quality on attendees' behavioural intentions. *Anatolia*. 31(3). 360-375. Disponível em DOI: 10.1080/13032917.2020.1729215.

- Huang, Y. & Chen, F. (2021, Maio 22). Community Structure and Systemic Risk of Bank Correlation Networks Based on the U.S. Financial Crisis in 2008. *Algorithms*, 14(6), 162. Disponível em <https://doi.org/10.3390/a14060162>.
- Ilkin, S. S. & Ozpinar, A. (2017). Workforce Optimization for Bank Operation Centers: A Machine Learning Approach. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 4(6), 81-87. Disponível em <https://doi.org/10.9781/ijimai.2017.07.002>.
- Kalteh, A. M., Hjorth, P. & Berndtsson, R. (2008). Review of the Self-Organizing Map (SOM) approach in water resources: analysis, modelling and application. *Environmental Modelling & Software*, 23(7), 835-845. Disponível em DOI:10.1016/j.envsoft.2007.10.001.
- Kibinga, H. (2013). *Contributions of costumer care centre in promoting quality in banking services: A Case Standbic Bank Tanzania*. [Dissertação de mestrado, Mzumbe University].
- Lameiras, M. A. D. (2018). *Inovação e mudança na banca portuguesa: Marcas comerciais como indicador empresarial e sectorial* [Dissertação de mestrado, ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa]. Repositório ISCTE. <http://hdl.handle.net/10071/18859>.
- Langone, R., Alzate, C., De Ketelaere, B., Vlasselaer, J., Meert, W. & Suykens, J. (2015). LS-SVM based spectral clustering and regression for predicting maintenance of industrial machines. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 37(5), 268-278. Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.09.008>.
- Lee, C. J. (2011, Novembro). Understanding Bank Service Quality in Customers' Terms: An Exploratory Analysis of Top-Of-Mind Definition. *International Journal of Business and Social Science*, 2(21).
- Lenzner, T. (2012). Effects of Survey Question Comprehensibility on Response Quality. *Field Methods*, 24(4), 409-428. Disponível em <https://doi.org/10.1177/1525822X12448166>.
- Loh, W., Eltinge, J., Cho, M. J. & Li, Y. (2017). Classification and regression trees and forests for incomplete data from sample surveys. *Statistica Sinica*. 29, 431-453. Disponível em <https://doi.org/10.5705/ss.202017.0225>.
- Makanyeza, C. & Chikazhe, L. (2017). Mediators of the relationship between service quality and customer loyalty: Evidence from the banking sector in Zimbabwe. *International Journal of Bank Marketing*, 35(3), 540-556. Disponível em <https://doi.org/10.1108/IJBM-11-2016-0164>.
- Martins, M. (2020). *Desenvolvimento de Modelos Analíticos de Apoio à Gestão em Instituições do Ensino Superior, com Recurso a Data Mining*. [Tese de doutoramento, Universidade da Beira Interior].
- Miljković, D. (2017, Maio). Brief Review of Self-Organizing Maps. *2017 40th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 1061-1066. Disponível em DOI:10.23919/MIPRO.2017.7973581.
- Mujinga, M. (2019, Novembro). SERVPERF Analysis of Retail Banking Service Performance: A South African Study. [Conference]. 2019 International Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference (IMITEC). Disponível em DOI:10.1109/IMITEC45504.2019.9015891.
- Mukherjee, A., Nath, P. & Pal, M. (2003). Resource, service quality and performance triad: a framework for measuring efficiency of banking services. *Journal of the Operational Research Society*, 54 (7), 723-735. Disponível em <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601573>.
- Nagashima, H. & Kato, Y. (2019). APREP-DM: a Framework for Automating the Pre-Processing of a Sensor Data Analysis based on CRISP-DM. 2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), Kyoto, Japão, 555-560, Disponível em DOI: 10.1109/PERCOMW.2019.8730785.
- Naik, C. N. K., Gantasala, S. & Gantasala, V. P. (2010). Service Quality (Servqual) and its Effect on Customer Satisfaction in Retailing. *European Journal of Social Sciences*, 16(2), 239-251. Disponível em <https://www.researchgate.net/publication/292272878>.
- Neves, A. (2012). *O Uso de Indicadores Chave de Desempenho para Avaliar a Eficiência dos Sistemas de Gestão*. [Projeto de mestrado, ISEC].
- Okeke, T., GA, E. & NOA, U. (2015, Dezembro). Service Quality Dimensions and Customer Satisfaction with Online Services of Nigerian Banks. *The Journal of Internet Banking and Commerce*. 20(3). Disponível em DOI:10.4172/1204-5357.1000117.

- Omoriegbe, O. K., Addae, J. A., Coffie, S., Ampong, A. & Ofori, K. S. (2019). Factors influencing consumer loyalty: Evidence from the Ghanaian retail banking industry. *International Journal of Bank Marketing*. Disponível em <https://doi.org/10.1108/IJBM-04-2018-0099>.
- Paiva, G. A. S. (2013). *Avaliação da Qualidade dos Serviços no Setor Bancário Português - Banca a Retalho*. [Dissertação de mestrado, Faculdade de Economia do Porto].
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. & Berry, L. (1988). SERVQUAL A Multiple-item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12-40. Disponível em <https://www.researchgate.net/publication/200827786>.
- Pinto, J. (2021). *Os antecedentes e consequentes da lealdade aos Programas de Fidelização*. [Dissertação de mestrado, Faculdade de Economia do Porto].
- Prakash, A. & Mohanty, R. (2012, Janeiro). Understanding service quality. *Production Planning & Control*. 24(12), 1-16. Disponível em DOI:10.1080/09537287.2011.643929.
- Quartagno, M., Goldstein, H. & Carpenter, J. R. (2019). Multiple Imputation with Survey Weights: A Multilevel Approach. *Journal of Survey Statistics and Methodology*, 8(5), 1-25. Disponível em DOI:10.1093/jssam/smz036.
- Quinn, J. (2020). THE INSIDERS' GUIDE TO PREDICTIVE ANALYTICS. Smart Vision Europe Limited.
- Ramos, J., Sedraz, J., Rodrigues, R. & Letícia, P. (2020, Novembro). CRISP-EDM: uma proposta de adaptação do Modelo CRISP-DM para mineração de dados educacionais. XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação. Disponível em DOI: 10.5753/cbie.sbie.2020.1092.
- Ribeiro, N. (2010, Novembro). *Qualidade, Satisfação e Dor: Estudo do comportamento do consumidor face aos laboratórios de análises clínicas*. [Dissertação de Mestrado, ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa].
- Rogowski, C. & Tinoco, M. (2018). Avaliação de gaps na percepção de qualidade entre gestores e clientes de serviços de autoatendimento online. *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, 6(20), 25-44.
- Santana, R. L. (2018). *Validação da escala SERVQUAL – Um estudo empírico com alunos na instituição de ensino superior do Brasil, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Triângulo Mineiro*. [Dissertação de mestrado, ISCAP, Instituto Politécnico do Porto]
- Sathyan, L. & Raj, J. (2020, Agosto). Functional Service Quality in Retail Banking -An Empirical Study. *IOSR Journal of Business and Management*, 22(8), 1-8. Disponível em DOI: 10.9790/487X-2208070108.
- Schaeffer, N. C., & Dykema, J. (2011). Questions for Surveys: Current Trends and Future Directions. *Public opinion quarterly*, 75(5), 909–961. Disponível em <https://doi.org/10.1093/poq/nfr048>.
- Seenivasan, S. & Anbazhag, B. (2014, Outubro). Core service quality in banking and insurance: A study in Madurai. *Shanlax International Journal of Management*. 2(2), 88-97. Disponível em https://www.shanlaxjournals.in/pdf/MGT/V2N2/MGT_V2_N2_009.pdf.
- Seth, N., Deshmukh, S. G. & Vrat, P. (2005, Dezembro). Service quality models: A review. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 22(9), 913-949. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1108/02656710510625211>.
- Shearer, C. (2000). The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining. *Journal of Data Warehousing*, 5(13), 13-22.
- Silva, C. (2021, Outubro). *Previsão do Valor Brix: Aplicação de algoritmos de Machine Learning*. [Trabalho final mestrado, Instituto Superior de Economia e Gestão, Lisboa].
- Silva, S. (2014). *Avaliação da qualidade de serviço numa organização de saúde privada em Lisboa*. [Dissertação de mestrado, ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa].
- Silva, S. (2014). *Avaliação da qualidade de serviço numa organização de saúde privada em Lisboa*. [Dissertação de mestrado, ISCTE - Instituto Universitário de Lisboa].
- Soodhun, M., Khan, N. A. M. & Chutoo, P. (2014, Outubro). Assessing Service Quality In The Banking Sector in Mauritius Using Principal Component Analysis. *GSTF Journal of Mathematics, Statistics and Operations Research*. 2(2). Disponível em DOI: 10.5176/2251-3388_2.2.54.
- Tsoukatos, E. & Mastrojianni, E. (2010). Key determinants of service quality in retail banking. *EuroMed Journal of Business*, 5(1), 85-100. Disponível em DOI:10.1108/14502191011043170.

- Wanjuki, M. (2012). *Relationship between Service Quality and Customer Satisfaction in retail banking in Kenya*. [Projeto de mestrado, Universidade de Nairobi].
- Yong-zhong, J., Miao, M. & Wei-de, C. (2009). How Do Service Employee's Attitudes Influence Customer Perception of Service Quality?. 2009 6th International Conference on Service Systems and Service Management, ICSSSM. Disponível em 10.1109/ICSSSM.2009.5174993.
- Zubonov, N., Heinz, M., Block, S. & Friebel, G. (2023). Mystery Shopping as a Strategic Management Practice in Multi-Site Service Firms.

Anexos

Anexo A – Grelha de avaliação do cliente mistério¹²

Dimensão Infraestruturas		
Sub-dimensão Espaço		
Variáveis	Escala	Descrição
Temperatura ambiente	Likert 3	Nesta variável deverá ser avaliada pelo cliente mistério a temperatura do espaço interior. Deverá ser avaliada se a temperatura do espaço interior da agência é adequada face à meteorologia e sensação térmica, e se está em conformidade com a temperatura ambiente. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Temperatura inadequada: A temperatura está exageradamente alta ou exageradamente baixa, sem qualquer tipo de controlo e extremamente desajustada. 0,5 - Temperatura aceitável/razoável: A temperatura é considerada tolerável ou normal pelo cliente mistério dentro da agência. 1 - Temperatura excelente: A temperatura ambiente está perfeita, sem exageros extremos e bastante ajustada.
Assentos	Likert 3	Nesta variável deverá ser avaliado o espaço interior destinado à sala de espera. O cliente mistério deve conseguir avaliar se o espaço está adequado para receber os clientes da agência; se tem as comodidades necessárias de uma sala de espera, nomeadamente assentos apropriados. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Sala de espera pouco adequada: Sem assentos ou com assentos em mau estado de conservação, sujos e com aspeto degradado 0,5 - Sala de espera adequada: Assentos em razoável estado de conservação, limpos e com bom aspeto 1 - Sala de espera bastante adequada: Assentos em excelente estado de conservação, limpos e com ótimo aspeto
Dimensionamento do espaço	Likert 3	Esta variável deverá avaliar o espaço da agência como um todo, no sentido de o cliente mistério perceber se as dimensões dos vários espaços da agência estão adequadas ao exercício e serviço que presta. Isto é, avaliar a agência quanto às várias dimensões dos respetivos espaços e se estas são suficientes para praticar a sua atividade. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3 onde: 0 - Inadequação total dos espaços: A área é extremadamente pequena para os vários postos que alberga e para o serviço que presta 0,5 - Espaços adequados: A área é razoável para os vários postos que alberga e para o serviço que presta 1 - Espaços Excelentes: A área é a ideal para os vários postos que alberga e para o serviço que presta
Higienização do espaço	Likert 3	Esta variável deverá avaliar todo o espaço que envolve a agência, quanto à sua higienização e limpeza. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Ausência de higienização e limpeza: O espaço não está limpo e apresenta sujidade visível. 0,5 - Higienização e limpeza pouco notórias: O espaço está razoavelmente limpo. 1 - Higienização e limpeza notórias: O espaço está extremamente limpo, sem qualquer sujidade visível.
Atendimento prioritário	Binária	Esta variável deverá avaliar se a agência é detentora de um espaço destinado para atendimento prioritário (grávidas, portadores de insuficiência, invalidez, entre outros). Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 - Não: Não existe área para atendimento prioritário. 1 - Sim: Existe área para atendimento prioritário.
Entrada exterior	Likert 3	Esta variável permite avaliar a aparência e adequação da entrada da agência. Neste parâmetro o cliente mistério deverá avaliar a entrada da agência a respeito da limpeza dos vidros, existência de folhetos e cartazes rasgados ou sem qualidade. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Entrada da agência pouco cuidada: Piso degradado e sujidade bastante visível. 0,5 - Entrada da agência cuidada: Em bom estado, aceitavelmente limpa e com piso pouco degradado. 1 - Entrada da agência bastante cuidada: Em excelente estado, muito limpa e sem piso degradado.

¹² O survey que contempla a grelha de avaliação pode ser consultado através da seguinte hiperligação: http://survey.assertys.com/mriWeb/mriWeb.dll?i.Project=CM_TESEMESTRADO

Sub-dimensão Aparelhos e Sistemas de Trabalho		
Operacionalidade dos aparelhos utilizados	Binária	Esta variável permite avaliar a agência quanto à operacionalidade dos vários aparelhos, mais concretamente os computadores, dispositivos, ou impressoras utilizados pelos colaboradores, isto é, se estes aparelhos funcionam quando o colaborador inicia/executa uma ação. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 – Não: Os aparelhos funcionaram durante a visita. 1 – Sim: Pelo menos um aparelho não funcionou bem durante a visita.
Rede/sistema	Binária	Esta variável permite avaliar a agência quanto à existência de rede ou falta dela. O cliente mistério deverá avaliar se existe rede/sistema na agência. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: A agência não tinha sistema. 1 – Sim: A agência tinha sistema a funcionar.
Sub-dimensão Multibancos (ATM)		
Higienização dos ATM	Likert 3	Esta variável permite avaliar a higienização dos terminais de multibanco dentro e fora da agência. O cliente mistério deverá avaliar se estes aparelhos estão visivelmente higienizados e limpos, de modo a garantir o bom funcionamento da atividade diária. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Ausência de higienização: Os ATM não estavam limpos e apresentavam sujidade visível. 0,5 - Higienização aceitável: Os ATM estavam razoavelmente limpos. 1 - Higienização excelente: Os ATM estavam extremamente limpos e não apresentavam qualquer sujidade visível.
Área envolvente aos ATM	Likert 3	Esta variável permite avaliar a aparência e condições da área envolvente aos ATM. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Área envolvente ao ATM pouco cuidada: Sujidade bastante visível e com vestígio de operações anteriores no chão. 0,5 - Área envolvente ao ATM cuidada: Aceitavelmente limpa, mas com alguns vestígios de operações anteriores no chão. 1 - Área envolvente ao ATM extremamente cuidada: Muito limpa, sem piso degradado e sem qualquer vestígio de operações anteriores no chão.
Funcionamento dos ATM	Binária	Esta variável permite avaliar a operacionalidade dos terminais, isto é, quando utilizados, se funcionam ou não funcionam. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 - Não: Pelo menos um ATM não estava a funcionar. 1 - Sim: Todos os terminais estavam a funcionar.
Teclas	Likert 3	Esta variável permite avaliar o estado de conservação do teclado dos terminais, isto é, se as teclas do terminal estão todas visíveis e se não falta nenhuma tecla. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Conservação pouco notória: As teclas apresentam sinais de degradação significativos (faltam teclas ou estão muito gastas). 0,5 - Conservação notória: As teclas apresentam ligeiros sinais de degradação. 1 - Conservação bastante notória: As teclas estão em excelente estado de preservação.
Ecrã	Likert 3	Esta variável permite avaliar o terminal quanto à visibilidade do seu ecrã, se tudo o que exhibe é visível, com a luminosidade adequada e sem danos. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Estado do ecrã inadequada: O ecrã apresenta sinais de degradação significativos (pouca nitidez e rachado/partido). 0,5 - Estado do ecrã adequada: O ecrã apresenta ligeiros sinais de degradação, mas há nitidez e não está rachado. 1 – Estado do ecrã acertada: O ecrã está em excelente estado de conservação (tem nitidez e não apresenta nenhuma rasura).
Monetário	Binária	Esta variável permite avaliar os terminais de multibanco quanto à disponibilidade de monetário. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: Não tinha dinheiro disponível 1 – Sim: Tinha dinheiro disponível
Talão	Likert 3	Esta variável permite avaliar os terminais de multibanco quanto à impressão do talão aquando do processamento de determinada operação, isto é, se não carece de papel no interior do terminal e se o tinteiro está em condições apropriadas. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Ausência de impressão do talão: Após processamento da operação, não imprimiu o talão tendo em conta a falta de papel ou tinteiro. 0,5 - Impressão fraca do talão: O talão foi impresso, mas com pouca nitidez de impressão. 1 - Impressão adequada do talão: O talão foi impresso na perfeição, com todo o texto nítido.

Dimensão Colaboradores		
Sub-dimensão Apresentação dos colaboradores		
Vestuário	Binária	Esta variável permite avaliar a adequação do vestuário dos colaboradores da agência, isto é, se estão a utilizar vestuário apropriado para a função que desempenham. O cliente mistério deverá avaliar o vestuário dos colaboradores, se não apresentam vestuário sujo ou rasgado, se as senhoras não utilizam saias muito curtas ou decotes desajustados e se os senhores não utilizam camisas demasiado justas, inapropriado ao seu tamanho. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 - Desadequado: Indumentária pouco formal: sem blazer/ casaco, com camisas decotadas, saia ou vestido acima do joelho, roupa muito justa, calcões, sapatos informais, t-shirts ou polos, etc. 1 - Adequado: Indumentária formal: com blazer/ casaco, camisa formal, saia ou vestido pelo joelho, sapatos formais, etc.
Imagem	Binária	Esta variável pretende avaliar se a imagem dos colaboradores estava em conformidade. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 - Desadequada: barba por fazer ou mal aparada, cabelos não arranjados e maquilhagem exagerada, unhas exageradas, odores corporais ou perfumes exagerados. 1 - Adequada: barba feita ou devidamente aparada, cabelos arranjados, maquilhagem discreta, unhas discretas, sem odores corporais e sem perfume.
Identificação	Binária	Esta variável permite avaliar os colaboradores no que toca à identificação do colaborador (nome e/ou função) ou a ausência dela. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: O funcionário não apresenta identificação. 1 – Sim: O funcionário apresenta identificação.
Sub-dimensão Contacto com o cliente		
Cumprimentou/ saudou o cliente	Binária	Esta variável permite avaliar os colaboradores relativamente ao cumprimento e saudação do cliente, no início do processo de atendimento, como por exemplo, desejar bom dia/boa tarde. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: O funcionário não saudou o cliente. 1 – Sim: O funcionário saudou o cliente.
Empatia	Binária	Esta variável permite avaliar o desempenho do colaborador quanto à criação de empatia com o cliente. O cliente mistério deverá avaliar o colaborador relativamente à criação de empatia com o mesmo, isto é, se criou ligação no início da conversa e se soube manter o interesse até ao final do processo de atendimento, se não mostrou desinteresse e falta de atenção durante o processo. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 – Não: O funcionário não criou empatia com o cliente, nem qualquer relação. 1 – Sim: O funcionário criou empatia e relação com o cliente.
Identificação de necessidades	Likert 3	Esta variável permite avaliar os colaboradores no sentido de estes saberem dar resposta às necessidades do cliente, e às questões que este lhe põe. O cliente mistério deverá saber avaliar o colaborador no que toca ao desempenho e à vontade do colaborador no assunto exposto pelo cliente. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 1 – Não soube responder às necessidades do cliente. 2 – Soube responder às necessidades do cliente com dificuldade. 3 – Soube responder às necessidades do cliente com determinação e certeza.
Despediu-se	Binária	Esta variável permite avaliar os colaboradores relativamente ao encerramento da conversa com o cliente. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: O funcionário não se despediu do cliente no fim do atendimento. 1 – Sim: O funcionário despediu-se do cliente no fim do atendimento.
Linguagem	Likert 3	Esta variável permite avaliar a linguagem utilizada pelos colaboradores, isto é, se utilizou linguagem clara e perceptível para o cliente, de modo que o mesmo consiga entender a explicação e discurso do colaborador. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Utilização de linguagem pouco clara: O cliente não entendeu as explicações do funcionário, tendo necessidade de pedir novamente uma explicação. 0,5 - Utilização de linguagem clara: O cliente compreendeu as explicações dadas pelo funcionário, mas com algumas lacunas em termos de compreensão. 1 - Utilização de linguagem muito clara: O cliente percebeu todas as explicações e esclarecimentos do funcionário.
Foco no cliente	Likert 3	Esta variável permite avaliar os colaboradores relativamente ao foco do colaborador no cliente. O cliente mistério deverá conseguir avaliar o colaborador no que respeita ao foco máximo no cliente e na situação exposta pelo mesmo. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Foco pouco notório no cliente: Não esteve atento ao cliente e prestou atenção a outros temas que não faziam parte da questão levantada pelo mesmo. 0,5 - Foco notório no cliente: Esteve atento ao cliente, mas dispersou-se com outras situações. 1 - Foco bastante notório no cliente: Esteve totalmente dedicado ao atendimento do cliente e às questões levantadas pelo mesmo.

Dimensão Produtividade e Efetividade		
Sub-dimensão Efetividade		
Eficácia	Binária	Esta variável permite avaliar se o pedido/problema do cliente foi satisfeito ou solucionado. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: O pedido/problema não foi resolvido. 1 – Sim: O pedido/problema foi resolvido.
Eficiência	Likert 3	Esta variável permite avaliar se o pedido/problema exposto pelo cliente foi realizado com o menor desperdício de tempo e recursos possível. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Eficiência fraca: O funcionário demorou muito tempo e consumiu recursos desnecessários. 0,5 - Eficiência mediana: O funcionário demorou tempo e recursos considerados aceitáveis. 1 - Eficiência forte: O tempo de atendimento foi extraordinário e apenas com a utilização de recursos estritamente necessários.
Sub-dimensão Dinamização		
Agilidade	Likert 3	Esta variável permite avaliar a agilidade do processamento por parte da agência como um todo e resolução das situações/questões expostas pelo cliente à agência. O cliente mistério deverá avaliar a qualidade do serviço prestado, assente nas melhores práticas bancárias e relação comercial, de forma a proporcionar excelentes níveis de satisfação. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Agilidade pouco notória: O funcionário não foi ágil na resolução das questões expostas pelo cliente, não conseguindo resolver com certeza o cliente, comprometendo bastante a sua satisfação. 0,5 - Agilidade notória: O funcionário foi razoavelmente ágil na resolução das questões expostas pelo cliente, conseguindo satisfazer de forma aceitável, comprometendo a satisfação do cliente. 1 - Agilidade bastante notória: O funcionário foi ágil na resolução das questões expostas pelo cliente, se conseguiu o satisfazer com sucesso os pedidos/problemas do cliente.
Conhecimento	Likert 3	Esta variável permite avaliar o conhecimento patente ao longo da prestação do serviço, por parte dos colaboradores e da entidade. Esta variável deve ser avaliada numa escala likert de 3, de 1 a 3, onde: 0 - Conhecimento insuficiente: O funcionário demonstrou muitas dificuldades com alguns conceitos que deveriam ser notórios, e não soube corresponder de forma inata às situações expostas pelo cliente. 0,5 - Conhecimento razoável: O funcionário demonstrou dificuldades com alguns conceitos que deveriam ser notórios, soube corresponder com alguma dificuldade às situações expostas pelo cliente. 1 - Conhecimento aprofundado: O funcionário demonstrou perfeito conhecimento e domínio das situações expostas pelo cliente e soube corresponder sem qualquer hesitação na resposta.
Outras soluções viáveis	Binária	Esta variável permite avaliar o serviço prestado no que respeita à facilidade com que são expostas várias soluções e até sugestões de resolução da questão exposta pelo cliente. Para a avaliação desta variável será solicitado o extrato bancário no balcão de atendimento. Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde: 0 – Não: O colaborador não sugere diferentes soluções. 1 – Sim: O colaborador sugere diferentes soluções.

Dimensão Processos e Operações		
Sub-dimensão Simulações		
Simulação de crédito	Likert 3	<p>Esta variável pretende verificar se o funcionário sabe responder devidamente a questões mais técnicas relacionadas com produtos e serviços.</p> <p>Esta variável deve ser avaliada numa escala likert 3, de 1 a 3, onde:</p> <p>0 - O colaborador falou muito superficialmente o produto/ serviço, não explicou detalhes, nem benefícios, nem riscos, nem entregou a ficha do produto/ serviço ao cliente.</p> <p>0,5 – O colaborador apresentou o produto/ serviço, mas não referiu benefícios, nem riscos, não soube explicar as taxas associadas ou não entregou a ficha do produto/ serviço ao cliente.</p> <p>1 - O colaborador apresentou devidamente o produto/ serviço, explicou todos os detalhes técnicos, incluindo as vantagens e riscos, os custos associados e entregou a ficha do produto/ serviço ao cliente.</p>
Sub-dimensão Informações		
Formulários para preenchimento de pedidos	Binária	<p>Esta variável permite avaliar a presença de formulários úteis e necessários para atender certos pedidos, ao longo da agência.</p> <p>Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde:</p> <p>0 – Não: Ausência de formulários ao longo da agência.</p> <p>1 – Sim: Presença de formulários ao longo da agência.</p>
Folhetos	Binária	<p>Esta variável permite avaliar a agência no que respeita à disponibilidade de folhetos informativos para os clientes.</p> <p>Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde:</p> <p>0 – Não: Não existiam folhetos de produtos/ serviços na agência.</p> <p>1 – Sim: Existiam folhetos de produtos/ serviços na agência.</p>
Publicidade	Binária	<p>Esta variável pretende avaliar se a agência disponha de cartazes sobre campanhas de produtos e serviços visíveis:</p> <p>0 - Não: Não existia cartazes de publicidade na agência (no interior ou no exterior).</p> <p>1 - Sim: A agência tinha cartazes de publicidade (no interior ou no exterior).</p>
Sub-dimensão Preçário		
Visibilidade do preçário	Binária	<p>Esta variável permite avaliar a agência no que respeita à disposição visível do preçário em vigor e correspondente às ações e serviços contemplados pela mesma. O cliente mistério deverá avaliar se o preçário está bem visível, de acesso direto e de forma facilmente identificável.</p> <p>Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde:</p> <p>0 – Não: O preçário não está visível.</p> <p>1 – Sim: O preçário está visível.</p>
Sub-dimensão Reclamações		
Visibilidade livro de reclamações	Binária	<p>Esta variável permite avaliar a agência no que respeita à disposição visível do livro de reclamações.</p> <p>Esta variável deve ser avaliada numa escala binária, onde:</p> <p>0 – Não: O livro de reclamações não está visível.</p> <p>1 – Sim: O livro de reclamações está visível.</p>

Anexo B – Código SOM em Python

```
from minisom import MiniSom
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from pylab import bone, pcolor, colorbar, plot, show

data=df.values
n=10
som = MiniSom(x=n, y=n, input_len=len(data[0]), sigma=0.6,
learning_rate=0.07,neighborhood_function='gaussian', random_seed=0)
som.train_random(data = data, num_iteration = 2500)

bone()
pcolor(som.distance_map().T)
colorbar()

for i, x in enumerate(data):
    w = som.winner(x)
    plot(w[0] + 0.5,
         w[1] + 0.5,
         'o',
         markeredgecolor = 'r',
         markerfacecolor = 'r',
         markersize = 4,
         markeredgewidth = 2)

show()

print("\n\nquantization error:",som.quantization_error(data),"\n")
print("topographic error:",som.topographic_error(data),"\n\n\n")

winner_coordinates = np.array([som.winner(x) for x in data]).T
df_winner_coordinates =
pd.DataFrame(winner_coordinates.T,index=agencias)
grouped = df_winner_coordinates.groupby([0,1])

for name, group in grouped:
    print("\n",name)
    for j in group.index:
        print(j)
```

Nota: Parâmetros preenchidos para n=10