



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Motivações para Adoção de Business Analytics

por

Joana Isabel Ferreira Fernandes

Católica Porto Business School
Março de 2019



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Motivações para Adoção de Business Analytics

Trabalho Final na modalidade de Dissertação apresentado à Universidade
Católica Portuguesa para obtenção do grau de mestre em Gestão na
Especialidade de Business Analytics

por

Joana Isabel Ferreira Fernandes

Sob Orientação do

Professor Doutor António Andrade

Católica Porto Business School
Março de 2019

Agradecimentos

“Do not look at how long it will take you to accomplish those goals or how hard it will be, take it step by step and know that one day it will all be worth it.”

A realização desta dissertação só foi possível com a ajuda de diversas pessoas, às quais estarei sempre grata.

Um agradecimento muito especial ao meu orientador, o Professor Doutor António Andrade, por toda a sua orientação, total disponibilidade no solucionar de dúvidas e problemas, pelas críticas e correções e por todas as palavras de incentivo.

Agradeço também ao Professor Doutor Pedro Duarte Silva, por toda o seu rigor e clareza e em especial, a sua disponibilidade na colaboração do tratamento estatístico.

Às minhas amigas, ao meu Clube do Tricô e ao El Matriarcado, que nunca estiveram ausentes. Agradeço a paciência para me ouvirem a desabafar e procurar ajudar, mesmo quando não percebiam do assunto, pela amizade e carinho que sempre me disponibilizaram.

Aos meus colegas da myPartner, por todos os momentos em que me ajudaram, em especial na correção da dissertação e na partilha dos questionários.

Ao Claudino, por ter estado do meu lado em todos os momentos, por ter aturado o meu bom humor e por ter ajudado em tudo o que estava ao seu alcance neste trabalho.

Por último, dirijo um agradecimento muito especial aos meus pais, à minha irmã e aos meus avós, por serem os meus modelos de coragem, pelo seu apoio incondicional, pela ajuda e paciência demonstrada e por me proporcionarem a possibilidade de chegar aqui.

A todos, dedico este trabalho.

Resumo

Ainda que as novas formas de gestão já valorizem a adoção de ferramentas e algoritmos de análise de base de dados, estando, por sua vez, cada vez mais predispostas a utilizar análises em tempo real e preditivas, existe ainda alguma relutância por parte das gerações mais conservadoras para a sua adoção.

Apesar de a literatura já antecipar algumas motivações e desafios, não existe, ainda assim, informação específica sobre o mercado português ou a população portuguesa (Arasteh, Aliahmadi, Mahmoodi, & Mohammadpour, 2011; Chen, Chiang, & Storey, 2012).

Por conseguinte, o propósito da investigação será procurar identificar as motivações por detrás da adoção do Business Analytics na população portuguesa.

Para este efeito foi realizado um estudo exploratório tendo como base o modelo desenvolvido por Venkatesh, Thong, & Xu, (2012) a: *Unified Theory of Acceptance and use of Technology* (UTAUT).

A base de dados estudada foi obtida através da realização de um inquérito por questionário online, cujo público alvo foi a população portuguesa. O universo total de respostas foi de 102, sendo que 47,8% dos inquiridos se identificam como indivíduos do sexo Masculino e 52,2% como sendo do sexo Feminino.

A análise realizada permitiu a identificação de quatro determinantes de aceitação a Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Condições Facilitadoras e a Intenção Comportamental.

Verificou-se também que as motivações por detrás da adoção do Business Analytics dependem principalmente da posição hierárquica em que a pessoa está inserida. Todavia, concluiu-se que o preço e a expectativa do retorno do investimento não são o maior impeditivo na adoção do Business Analytics.

No entanto, a conclusão mais importante foi a identificação do não conhecimento e do medo da inteligência artificial como os principais condicionantes à adoção.

Palavras-Chave: Business Analytics, Business Intelligence, UTAUT, Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Condições Facilitadoras, Intenção Comportamental

Abstract

Business Analytics and Business Intelligence is an emerging trend in Management nowadays.

However, despite the advantages perceived by some managers in the utilization of more predictive algorithms and tools, still exists some others that are more conservative about it.

Moreover, the literature identifies some advantages and limitations regarding the adoption of Business Analytics, nonetheless does not exist information respecting the adoption in the Portuguese Market or about the Portuguese population (Arasteh et al., 2011; Chen et al., 2012).

Hence, the main goal of the study was to identify the reasons and motivations for the adoption of the Business Analytics in the Portuguese population.

Thereby, in order to identify the acceptance determinants an exploratory study was carried based on a model suggested by Venkatesh et al. (2012), the Unified Theory of Acceptance and use of Technology (UTAUT).

The database information was obtained through an online survey questionnaire, and the universe of the research was 102 answers, with 47,8% had been of masculine sex and 52,2% of the feminine one.

Additionally, the analysis allowed the identification of four acceptance determinants; the Performance Expectancy, the Effort Expectancy, the Facilitating Conditions and the Behavioral Condition

Furthermore, we were able to conclude that the motivations are depend on the hierarchical position of the individual and that the price does not influence the adoption as expected.

However, the main conclusion was the identification of the lack of information and the fear of the artificial intelligence as the main constraints.

Keywords: Business Analytics, Business Intelligence, UTAUT, Performance Expectancy, Effort Expectancy, Facilitating Conditions, Behavioral Conditions

Acrónimos e Glossário

Nesta dissertação são utilizadas abreviaturas de designações comuns apenas apresentadas aquando da sua primeira utilização:

BA: Business Analytics

BI: Business Intelligence

BA&I: Business Analytics e Intelligence

OLAP: Online Analytical Processing

RDBMS: Commercial Relational Database Management Systems

RGPD: Regulamento Geral de Proteção de Dados

ERP: Enterprise Resource Planning

CRM: Customer Relationship Management

EHR: Sistemas de Registo de Saúde

SI: Sistemas de Informação

CBIS: Computer Based Information System

TPS: Transaction Processing Systems

MIS: Management Information Systems

DBMS: Database Management Systems

DSS: Decision Support Systems

OIS: Office Information Systems

EIS: Executive Information Systems

KDD: Knowledge Discovery in Databases

SEO: Search Engine Optimization

SEM: Search Engine Marketing

SEMMA: Sample, Explore, Modify, Model and Assets

CRISP-DM: Cross-Industry Standard Process for Data Mining

UTAUT: Unified Theory of Acceptance and Use of Technology

Índice

Agradecimentos	v
Resumo.....	vii
Abstract	ix
Acronimos e Glossário	xi
Índice	xiii
Índice de Figuras.....	xvii
Índice de Tabelas	xix
Contextualização da Problemática	21
Formulação do Problema	21
Processo de Investigação	22
Conceitos e Evolução do <i>Business Analytics</i> e do <i>Business Intelligence</i>	23
A 4ª. Revolução Industrial.....	23
O Business Analytics e o Business Intelligence	25
Evolução do Business Analytics e do Business Intelligence.....	27
Business Analytics e Business Analytics 1.0	28
Business Analytics e Business Analytics 2.0	29
Business Analytics e Business Analytics 3.0	30
Aplicações do Business Analytics e do Business Intelligence	30
Desafios do Business Analytics e do Business Intelligence	33
Big Data	34
Acesso aos Dados e Exploração.....	36
Metodologias de Análise	37
Cubos OLAP	37
<i>Data Mining</i>	37
<i>Text Analytics</i>	38
<i>Web Analytics</i>	38
<i>Network Analysis</i>	39
Processos de Análise	41
Knowledge Discovery in Databases.....	41
SEMMA	42
CRISP-DM.....	43
Os Desafios Críticos do Negócio e das Tecnologias da Informação	45

A Tecnologia e a Gestão Organizacional.....	45
A Importância da Informação.....	46
Vantagem Competitiva e as Tecnologias de Informação.....	49
A Segurança e a Privacidade na Obtenção dos Dados.....	50
Regulamento Geral de Proteção de Dados.....	50
Os Diferentes Sistemas de Informação	51
Os Sistemas de Apoio à Decisão.....	54
Enterprise Resource Planning	54
Motivações para adoção do ERP	55
Principais desafios na Implementação	55
<i>Customer Relationship Management</i>	57
Motivações para adoção do CRM	58
Principais desafios na Implementação	58
Metodologia de Investigação	61
Contextualização.....	61
Objetivo da Investigação	62
Síntese da Fundamentação do Estudo.....	63
Definição de Hipóteses	66
População e Amostra	68
Descrição dos Atributos.....	69
Análise e Tratamento de Dados.....	72
Estratégia de Análise.....	72
Análise Descritiva.....	72
Análise Inferencial.....	76
Análise de Componentes Principais:	76
Interpretação das Componentes Principais	79
Análise Fatorial Exploratória	81
Análise de Regressão Clássica.....	83
Análise da Dimensão 1: Expectativa de Desempenho	83
Interpretação dos Fatores	85
Análise da Dimensão 2: Expectativa do Esforço.....	86
Interpretação dos Fatores	87
Análise da Dimensão 3: Cultura Organizacional.....	88
Interpretação dos Fatores	89
Análise da Dimensão 4: Influência Social	90
Interpretação dos Fatores	91

Discussão de Resultados.....	93
Conclusões.....	97
Síntese da Investigação	97
Principais Contributos	98
Trabalho Futuro	98
Referências Bibliográficas.....	101
Apêndice A	111
Representação do Questionário:.....	111
Apêndice B.....	126
Análise em R.....	126

Índice de Figuras

Figura 1: Representação Cronológica das Revoluções Industriais	24
Figura 2: Representação Cronológica da Evolução do BA&I.....	28
Figura 3: Estrutura do Big Data	35
Figura 4: Processo KDD	41
Figura 5: Processo SEMMA	43
Figura 6: Processo CRISP-DM.....	44
Figura 7: Demonstração da Cloud.....	48
Figura 8: Visão conceptual do suporte dos diferentes sistemas de informação à organização.....	53
Figura 10: Distribuição por género das respostas	68
Figura 9: Distribuição das respostas por segmento	68
Figura 11: Distribuição das respostas por idade e setor de atividade	73
Figura 12: Distribuição das Respostas por Idade e Departamento	73
Figura 13: Distribuição das respostas por idade e escolaridade	74
Figura 14: Distribuição das Motivações	75

Índice de Tabelas

Tabela 1: Revisão Esquemática.....	65
Tabela 2: Análise das Hipóteses.....	67

Introdução

Contextualização da Problemática

Existe uma percepção e diversos dados que mostram um crescimento da adoção de ferramentas e da aplicação de algoritmos sofisticados na análise de dados pelas grandes empresas.

O tema da *data science* e do *big data*, entre outras abordagens, gravita de forma crescente na vida das organizações e nas academias.

Em tempos de turbulência, o acesso a informação em tempo real e a análise preditivas parece ser prometedora e mais ao alcance das grandes empresas e, eventualmente, junto de decisores menos conservadores (Arasteh et al., 2011; Chen et al., 2012).

Formulação do Problema

Por conseguinte, a investigação realizada, apesar de se tratar, dadas as restrições de tempo e de meios, de um estudo exploratório, procura identificar as motivações para a adoção do Business Analytics, com especial foco indivíduos portugueses.

Para atingir este objetivo geral foram definidos os seguintes objetivos mais específicos:

- Identificação das percepções dos indivíduos relativamente ao potencial do *Business Analytics*;
- Elencar das motivações para adoção do *Business Analytics* pelos indivíduos;

- Explicitação dos atributos para a resistência à implementação do *Business Analytics*.

Processo de Investigação

A recolha de dados será realizada através de um inquérito online por questionário e a análise terá como base um modelo sugerido por (Venkatesh et al., 2012), *the Unified Theory of Acceptance and use of Technology* (UTAUT).

Posteriormente à recolha será efetuada uma análise por componentes principais cujo objetivo é o reconhecimento de padrões e a posterior definição de perfis de indivíduos, tendo em conta os determinantes previamente identificados pela UTAUT.

Todavia, o objetivo final será correr uma regressão linear com os diferentes perfis encontrados, procurando encontrar as motivações individuais.

Capítulo 1

Conceitos e Evolução do *Business Analytics* e do *Business Intelligence*

A 4^a. Revolução Industrial

Nos últimos séculos vivenciaram-se diferentes transformações económicas e tecnológicas, conhecidas como as Revoluções Industriais. O despoletar das transformações aconteceu com a introdução da produção mecânica no século XVIII, que posteriormente levou à introdução da produção em massa, no século XIX, conhecida como a segunda revolução industrial (Frey & Osborne, 2017).

Por sua vez, a terceira revolução industrial ocorreu no século XX, e ficou principalmente marcada pela introdução dos computadores pessoais e da Internet (Frey & Osborne, 2017).

Atualmente, vivenciamos a quarta revolução industrial, caracterizada pelas inovações na genética e na inteligência artificial, pelo aparecimento da *cloud* e das impressoras 3D e pelo desenvolvimento da nanotecnologia e da biotecnologia (Frey & Osborne, 2017).

No que lhe diz respeito, a quarta revolução industrial ficou principalmente assinalada pela automação do trabalho e dos métodos de trabalho (Schwab, 2017).

Nos dias de hoje, a inteligência artificial tornou-se uma parte central dos processos organizacionais das empresas. Em consequência, o objetivo das empresas também se alterou, atualmente, estas procuram ferramentas que as ajudem numa tomada de decisão mais pragmática e baseada em factos (Jarrahi, 2018).

Todavia, como em todas as transformações o receio que os avanços tecnológicos leve a perdas de oportunidades de trabalho é uma constante, Ford (2015) defende que a evolução da tecnologia gera um aumento da automatização de diversas atividades levando à redução do número de pessoas necessárias numa organização.

No entanto, em contraste com Ford (2015), Jarrahi (2018) concluiu que 77% dos executivos acredita que a Inteligência artificial crie postos de trabalho. Melhor dizendo, acredita que, como nas outras revoluções existirá a extinção de postos de trabalhos, porém defende que as pessoas que investirem em novas capacidades estarão preparadas para os diferentes avanços tecnológicos.

A Figura 1 apresenta uma representação cronológica das revoluções industriais.

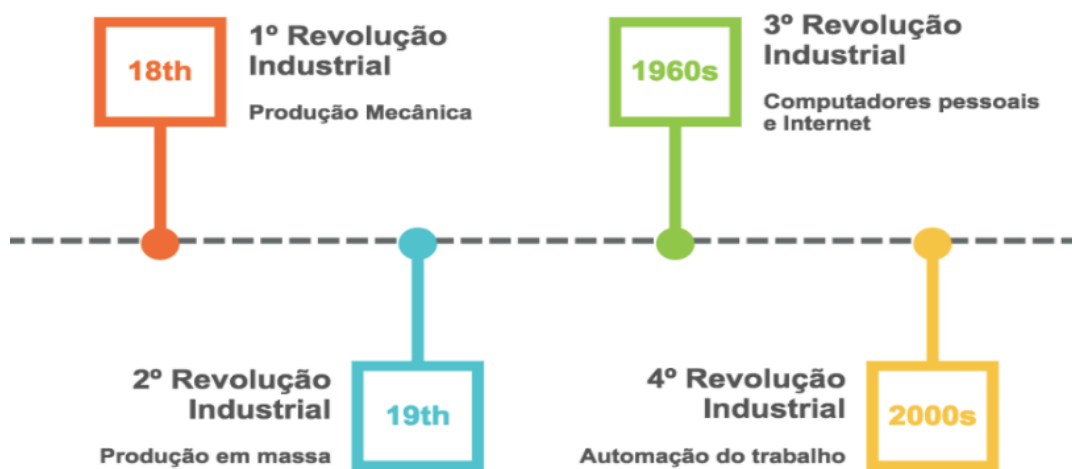


Figura 1: Representação Cronológica das Revoluções Industriais

O Business Analytics e o Business Intelligence

Como supramencionado, a quarta revolução industrial abriu espaço para o surgimento de novos métodos de trabalho e por sua vez de gestão, levando, deste modo, ao aumentando do interesse por parte das empresas na exploração de dados (Cooper, 2012).

Por sua vez, o aumento do interesse, advém principalmente da tentativa de maximização da eficiência e da competitividade através da definição das estratégias de negócio mais alinhadas com as necessidades (Cooper, 2012).

Deste modo, podemos concluir que a quarta revolução industrial facilitou o surgimento do *Business Analytics* (BA) e do *Business Intelligence* (BI) (Jarrahi, 2018), explicando o seu crescimento exponencial nas últimas duas décadas (Chen et al., 2012).

Todavia a explicação do que é o *Business Analytics* não é fácil, pois normalmente, na definição destes termos sonantes existe o risco de perda de algumas especificidades, dada a facilidade que cada autor têm de formar a sua definição, mais alinhada com as suas perspetivas ou motivações pessoais (Cooper, 2012).

Por esta via, Cooper (2012) definiu o Business Analytics como o processo de desenvolvimento de novas abordagens, através da definição de problemas, da aplicação de modelos estatísticos e da análise de dados já existentes ou simulados.

Por sua vez, Delen (2014) acrescenta que o BA é a descoberta de relações nos dados através de técnicas descritivas, preditivas, prescritivas ou ainda da visualização de dados.

Desta forma, através dos dois contributos supramencionados, é possível definir o *Business Analytics* como a aplicação de técnicas e princípios na resolução

de problemas complexos nas organizações/empresas, de modo potencializar as relações com todos os intervenientes.

Por sua vez, o *Business Intelligence*, têm um foco mais imediato nas operações, visto que, para além da recolha e análise de dados, engloba ainda a criação de relatórios e a visualização dos dados. Convocando em sim conhecimentos de *Querying*, *Data Mining* e *Online Analytical Processing* (OLAP) (Santos & Ramos, 2006).

Evolução do Business Analytics e do Business Intelligence

Embora, apenas recentemente se tenha começado a falar mais recorrentemente em *Business Analytics* e *Business Intelligence*, existe evidência do uso de dados para uma melhor tomada de decisão desde 1970.

Não obstante, foi apenas a partir de 2000 que se começou a definir o *Analytics* como um processo (Delen, 2014).

Desde então, o *Business Analytics e Intelligence* têm crescido como uma importante área de estudo, refletindo a importância dos problemas relacionados com a análise de dados.

Tendo-se verificado uma maior predisposição das novas gerações de gestores em alterar o tipo de gestão das organizações, facilitado deste modo a adoção tanto do *Business Analytics* como do *Business Intelligence*.

Estes, procuram a utilização de ferramentas e algoritmos que permitam a realização de uma análise em tempo real e mais preditiva, ao invés das anteriores análises, que eram centradas no passado e inconsequentes no que toca à tomada de decisão (Cokins, 2013).

Todavia, existe ainda alguma resistência relativamente à adoção destes novos processos, maioritariamente por gestores de indústrias mais conservadoras (Arasteh et al., 2011).

Posto isto, podemos dividir a evolução em três grandes marcos, tendo por base as suas capacidades e características chave (Chen et al., 2012).

A Figura 2 apresenta uma representação da evolução do BA&I.

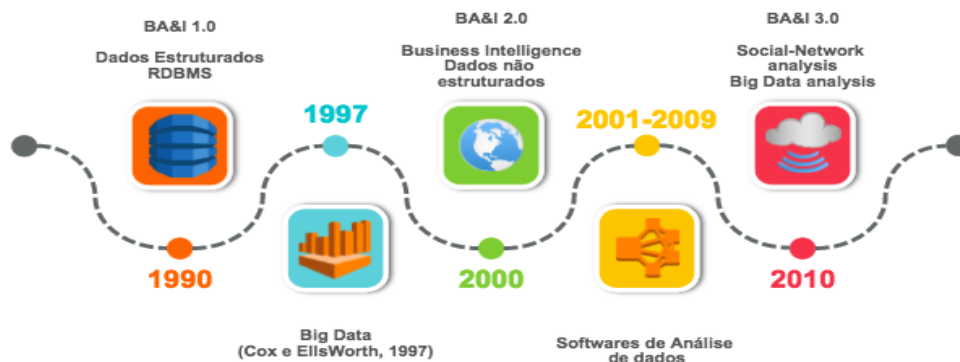


Figura 2: Representação Cronológica da Evolução do BA&I

Business Analytics e Business Analytics 1.0

Quando falamos em Business Analytics 1.0, falamos maioritariamente em dados estruturados, recolhidos por empresas através de diferentes sistemas e maioritariamente guardados em sistemas de gestão de base de dados relacionais, *Relational Database Management Systems*, (RDMS).

Nesta altura, os principais instrumentos de análise utilizados, passavam pelo processamento analítico online (OLAP) e pelas ferramentas de relatórios baseados em gráficos simples (Chen et al., 2012).

Deste modo, os Sistemas de Informação estavam apenas focados nos processos empresariais internos, apoiados pelos *Enterprise Resource Planning System* (ERP), uma tecnologia modular, adaptável a cada tipologia de negócio e dimensão de empresa.

Por sua vez, a existência de dados transacionais permitia a geração de relatórios de apoio e controlo por parte dos quadros intermédios e ainda de apoio à decisão para a gestão de topo. Os relatórios gerados eram do tipo *dashboards* e *balance scorecards* (Delen, 2014).

Além destes, eram, ainda, adotadas análises estatísticas e algoritmos de *data mining*, que permitiam a realização de análises de associação, segmentação, cluster, classificação e regressão (Chen et al., 2012).

Business Analytics e Business Analytics 2.0

Após 2000 a Internet começou a ser também uma fonte de recolha de dados. O aparecimento dos blogues, grupos de conversa online e das redes sociais potencializou ainda mais a criação de conteúdo por parte dos utilizadores (Chen et al., 2012; O'Reilly, 2007).

Surgiu a oportunidade de analisar as pesquisas, possibilitando as empresas de desenvolverem uma ligação mais próxima com os consumidores (Chen et al., 2012; Lusch, Liu, & Chen, 2010).

Esta nova fase ficou marcada pelo aparecimento dos dados não estruturados, que, embora ricos em informação, tornaram todo o processo de interpretação mais desafiante (Delen, 2014).

Foi ainda necessário o desenvolvimento de ferramentas de *text mining*, *web mining* e *social network analysis*. Ademais, a partir deste momento, os sistemas de suporte de decisão passaram a ser conhecidos como *Business Intelligence Systems* (Chen et al., 2012).

Business Analytics e Business Analytics 3.0

Atualmente, dois terços da população mundial está conectada através de smartphones (Business Insider, 2017), e a capacidade de recolha de informação presente nestes dispositivos é enorme (Chen et al., 2012).

Todavia, as quantidades de dados recolhidos são diferentes dos encontrados nas duas primeiras fases, temos agora imagens, vídeos, *tweets*, *emojis* e áudios, provenientes de aplicações como o Twitter, Facebook ou Whatsapp (Huda et al., 2018).

Porém, existe ainda muita incerteza relativamente a como se analisa a informação (Delen, 2014), pois os sistemas têm de estar preparados para todos os tipos de dados, de modo a que consigam encontrar os padrões e seja possível retirar-se informação (Huda et al., 2018).

Aplicações do Business Analytics e do Business Intelligence

As razões pelas quais as organizações investem em BA&I são diferentes e muitas vezes distintas umas das outras. Um dos fatores mais importantes é a possibilidade de conquistarem uma vantagem competitiva ou como uma forma de atingirem os seus objetivos mais eficientemente (Acito & Khatri, 2014).

Adicionalmente, de acordo com (Nguyen, Newby, & Macaulay, 2015), uma empresa adota uma nova tecnologia porque está à espera que esta venha acompanhada de inúmeros benefícios, mas mais particularmente espera que ocorra uma adição de valor aos seus serviços e produtos.

Porém todos os utilizadores de *Business Analytics* acreditam que estas ferramentas, para além de facilitarem as comunicações dentro e fora da organização, ajudam a automatizar os processos de negócio (Arasteh et al., 2011).

Para as empresas em específico, os sistemas de gestão são particularmente úteis em diversas vertentes, desde da gestão das relações com os clientes, trabalhadores e investidores; à identificação de transações fraudulentas e comportamentos inabituais; à melhoria do produto ou serviço; otimização das estratégias de marketing e campanhas publicitárias; minimização dos custos operacionais, de inventário e de alocação e por último da ajuda numa tomada de decisão mais rápida e melhor (Delen, 2014).

Deste modo, a principal vantagem percebida pela organização é a da criação de mais benefícios para o cliente (Lindgreen, Hingley, Grant, & Morgan, 2012).

Todavia, estes métodos de análise de dados podem ser usados das mais diversas maneiras e nos mais variados setores, desde prever comportamentos dos consumidores ao controlo do tráfego nas estradas (Vidgen, Shaw, & Grant, 2017).

Há medida que os processos políticos se foram tornando cada vez mais transparentes e tendo uma maior participação online, surgiu também a oportunidade para que se usasse o BA&I (Chen et al., 2012).

Ademais, atualmente a grande parte dos votantes baseia-se na internet como principal fonte de informação sobre política. Por consequente, surgiu uma nova forma de fazer política, que permite aos políticos um maior controlo da informação partilhada bem como a melhor forma de a partilhar (Cameron, Barrett, & Stewardson, 2016).

No entanto, em contrapartida, criou a possibilidade de se adulterar a informação. As eleições americanas de 2016 ficaram marcadas por isso mesmo, as chamadas *Fake News*, todavia, embora ainda não seja possível analisar a eficácia destas notícias para a eleição, sabe-se que a maioria dos votantes teve

acesso a pelo menos um artigo falso durante o período de eleições, o que pode efetivamente ter enviesado os resultados (Allcott & Gentzkow, 2017).

Muitas áreas da ciência e tecnologia adotam agora processos de BA&I como forma de facilitar a partilha de informação entre investigadores (Chen et al., 2012).

Também na saúde, se verificou um crescente uso do *Analytics*, na última década, grande parte dos hospitais no mundo têm adotado sistemas de registo de saúde (EHR), estes sistemas procuram identificar mais eficientemente a progressão das doenças e relacionar e descobrir relações entre as diferentes doenças e os pacientes (Chen et al., 2012).

No entanto, após o trágico atentado de 11 de setembro de 2001, temas como a segurança, cidades inteligentes, liberdades e garantias ganharam ainda mais importância para os diferentes setores e países, sendo estes um entrave para a utilização do *Analytics*.

Atualmente, agências de inteligência artificial e segurança de todos os países têm acesso a muita informação proveniente de muitas fontes diferentes. Ao utilizarem as ferramentas do *Business Analytics* podem identificar associações entre criminosos através da criação de clusters e de análises de *text analysis*, e por conseguinte aumentar a eficiência na prevenção de ataques (Chen et al., 2012).

À vista disto, todas estas aplicações do *Business Analytics* e do *Business Intelligence* são guiadas pelo valor que criam para as organizações, pessoas e empresas. Ou seja, em ordem a que se retire o máximo de valor do BA&I é necessário que as soluções desenvolvidas produzam resultados (Kohavi, Rothleder, & Simoudis, 2002), porém nem todos se encontram capazes de utilizar estas ferramentas (Delen, 2014).

Desafios do Business Analytics e do Business Intelligence

Verifica-se, atualmente uma melhor integração dos sistemas de *Business Analytics* e *Intelligence* no dia-a-dia das empresas (Kohavi et al., 2002).

Todavia, um dos maiores impasses para a sua adoção é a inexperiência dos gestores, pois é importante que estes não os considerem apenas como uma calculadora (Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi, & Yan, 2017).

Além do mais a análise de dados para via de definição de estratégias é um conceito relativamente recente, existindo, portanto, poucas pessoas no mercado capacitadas para tal (Delen, 2014).

McAfee, Brynjolfsson, Davenport, Patil, & Barton (2012), identificaram a liderança, o talento do gestor, a tecnologia, a cultura da organização e a tomada de decisão como os principais desafios para a implementação.

Delen (2014) identificou ainda mais cinco motivos, a par com o talento analítico do gestor está ainda a cultura do mesmo, ou seja, os hábitos que foi criando ao longo do seu percurso profissional.

Uma outra barreira é o retorno do investimento; os processos analíticos são complexos e demorados impossibilitando uma verificação imediata do retorno do investimento, além de que existe uma grande incerteza relativamente ao grau de eficácia dos mesmos.

Embora se saiba que na maioria dos casos a adoção das ferramentas gere um retorno positivo, pode acontecer que, por má implementação, aconteça o contrário gerando perdas significativas para a empresa e por conseguinte um abandono destas ferramentas.

Dada a dificuldade em prever o retorno do investimento, o preço das ferramentas necessárias para a implementação dos sistemas é um outro entrave, muitas empresas preferem adotar os sistemas tradicionais de gestão a inovar dado o risco de não saberem como funcionam.

Por último, Delen (2014) identificou ainda a segurança e a privacidade como fatores importantes e impeditivos na adoção do BA&I.

Os sistemas de gestão de dados funcionam normalmente conectados à internet o que pode possibilitar a ocorrência de ataques informáticos e consequente perda ou roubo de informação, no entanto têm-se verificado um desenvolvimento de técnicas cada vez mais sofisticadas de proteção das infraestruturas informáticas cuja principal finalidade é assegurar a proteção dos dados.

Apesar dos diferentes desafios que os gestores vão encontrar, o uso do BA&I continua a crescer, sendo até inevitável para algumas empresas independente da sua dimensão ou setor de negócio.

Big Data

Big Data é o termo usualmente utilizado para definir a capacidade de gerir grandes quantidades de dados, de modo a maximizar o valor do negócio, isto é, o *Big Data* é a capacidade que a empresa/pessoa têm de transformar dados em bruto em informação útil que ajuda a empresa na tomada de decisão (Evenson & Wixon, 2008; Hurwitz, Nugent, Halper, & Kaufman, 2013).

O termo foi usado pela primeira vez em 1997 por Cox e Ellsworth numa tentativa de explicar as vantagens da visualização de dados e os desafios que iriam surgir da sua exploração (Zheng et al., 2016).

No entanto, foi apenas entre 2001 e 2008 que se desenvolveram os primeiros softwares capazes de analisar os dados, sendo que a sua exploração só se tornou possível a partir de 2009 (Zheng et al., 2016).

Um dos principais benefícios apontados a estes softwares é a capacidade de serem capazes de analisar dados, sejam estes estruturados, não estruturados ou

semiestruturados, dada a sua capacidade para operar usando mais que um servidor, (Huda et al., 2018; Simon, 2013).

Todavia, a utilização do *Big Data* levanta algumas preocupações relacionadas com a segurança digital, principalmente com a privacidade das pessoas. O uso de dados pessoais, mesmo que usados dentro dos limites legais, devem ser cuidadosamente examinados de modo a proteger a organização contra publicidade negativa ou protestos públicos (Delen, 2014).

Segundo Xindong Wu, Xingquan Zhu, Gong-Qing Wu, & Wei Ding, (2014), a estrutura do *Big Data* está dividida em três partes. A Figura 3 esquematiza a estrutura.

A primeira relacionada com o acesso aos dados e exploração, a segunda com os problemas de privacidade de obtenção de dados e domínio da informação adquirida e, por último, a análise através dos algoritmos de *data mining*.

Existe ainda quem defenda a concentração no *Small Data*, também conhecido

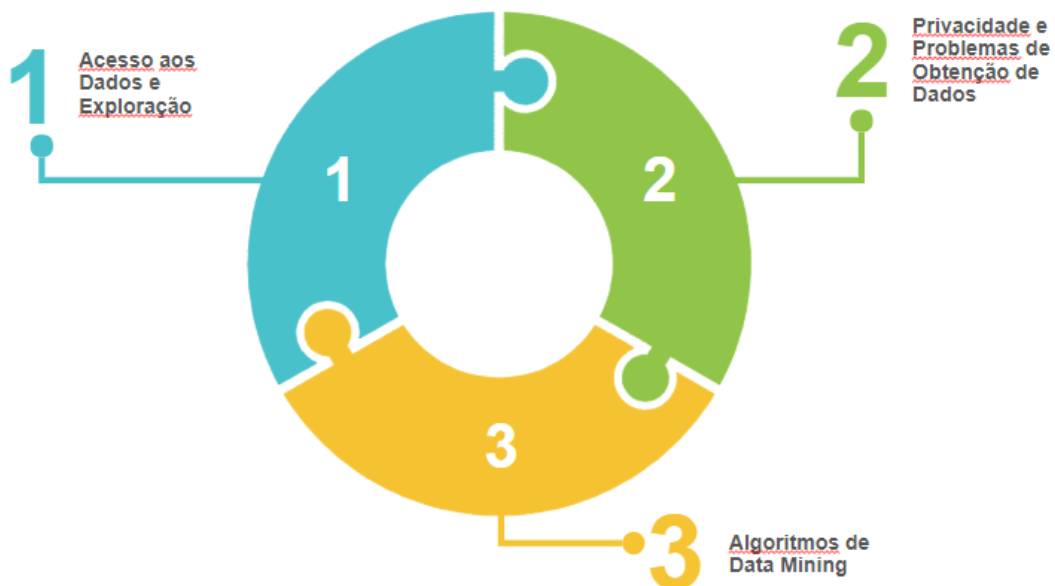


Figura 3: Estrutura do Big Data

como *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), pois estes sistemas são mais

simples, intuitivos e baratos, tornando possível através de um algoritmo simples a resolução de diferentes situações do dia-a-dia de uma empresa (Seward, 2017).

Acesso aos Dados e Exploração

Não importa só ter acesso aos dados, é importante saber como os analisar e usar de forma produtiva. O *Data Science* é uma área emergente dentro do *Business Analytics* e do *Business Intelligence*.

De uma forma geral, podemos definir *data science* como o conjunto de princípios que suportam e orientam os utilizadores na extração de informação e conhecimento dos dados (Demchenko et al., 2016).

Embora possa ser usada nas diferentes áreas de negócio, é no Marketing que as empresas encontram mais vantagens, através do *targeting*, da criação de publicidade online e nas recomendações de *cross-selling* (Provost & Fawcett, 2013).

Uma outra perspetiva, é conhecida como o *Data Driven*, esta estratégia de análise consiste em “deixar os dados falar”, isto é, procurar descobrir comportamentos padrão nos dados (Provost & Fawcett, 2013).

Este trabalho de descoberta é protagonizado pelos *Data Scientist* e envolve conhecimentos de estatística, matemática, informática, design, inteligência artificial e visualização de informação (Provost & Fawcett, 2013).

Metodologias de Análise

A complexidade da gestão obriga a que exista uma análise conjunta de dados provenientes de múltiplas fontes de base de dados, não apenas das mais comuns como os ERP e CRM (Chaudhuri, Dayal, & Narasayya, 2011).

Data Analytics é o termo utilizado para caracterizar as tecnologias usadas no BA e no BI. São maioritariamente sustentadas por métodos estatísticos e de *data mining*. A maioria destas técnicas apoiam-se em sistemas de gestão de base de dados relacionais (Chaudhuri et al., 2011).

Cubos OLAP

Os Cubos OLAP (*Online Analytic Processing*) são um dos formatos mais conhecidos de análise dos dados. Cada cubo armazena a informação sobre um determinado assunto, possibilitando o individuo de olhar para as diferentes faces dos dados com diferente níveis de detalhe através da sua forma, ou seja, permite uma visão multidimensional da informação (Santos & Ramos, 2006).

OLAP foi desenvolvido numa ótica de ajuda ao suporte e à tomada de decisão para ser rápido e simples (Rivest, Bédard, & Marchand, 2001).

Data Mining

Data Mining é o processo de descoberta de informação através dos dados (Cao, 2017). Numa análise de *Data Mining* podem ser utilizados algoritmos descritivos ou preditivos.

Os algoritmos descritivos, procuram realizar uma análise factual, não baseada em percepções ou sentimentos, utilizam a análise de clusters ou associação, para procurar relações (Witten & Frank, 2016).

Por sua vez, os algoritmos preditivos procuram realizar uma previsão do futuro onde utilizam maioritariamente técnicas de classificação e regressão, tendo em conta o formato das variáveis (contínuas ou discretas) (Xindong Wu et al., 2014).

A maioria dos algoritmos supramencionados já se encontram inseridos nos diferentes sistemas de *Data Mining* (Witten & Frank, 2016).

Text Analytics

O *text analytics* insere-se na área da análise do conteúdo onde, atualmente, grande parte dos dados recolhidos pelas empresas são em formato texto. Estes são gerados a partir de e-mails, páginas da Internet, documentos corporativos e ainda provenientes das diferentes redes sociais, deste modo, é necessário a existência de algoritmos capazes de analisar todos os dados provenientes (Chen et al., 2012).

Além disso, o *Text Analytics* oferece algumas oportunidades e desafios, como a análise de dados em diferentes línguas e análise de texto em grande escala. Do mesmo modo, a análise de multimédia e de dados provenientes de telemóveis também utiliza estas ferramentas (Chen et al., 2012).

Web Analytics

Nos últimos anos *Web Analytics* tem emergido como um importante campo de estudo no *Business Analytics e Intelligence*, são inúmeras as aplicações para análises de dados gerados pelo tráfego dos utilizados em apps e websites (Chen

et al., 2012). Um dos maiores progressos na área de *Web Analytics* foi a criação de plataformas e serviços associados com a *cloud*.

O seu desenvolvimento que apenas se tornou possível através do conhecimento do *Search Engine Optimization* (SEO), que permite a indexação aos websites dos serviços da Google, e do *Search Engine Marketing* (SEM), que se centra num conjunto de promoções pagas junto dos serviços detentores de motores de busca (Chen et al., 2012).

Adicionalmente, estes sistemas para além de apresentarem relatórios permitem ainda a exportação de dados, possibilitando a realização de análises mais interativas, utilizando diferentes suportes, como o Power BI por exemplo (Chen et al., 2012).

Em conclusão, os leilões online, a rentabilização da internet, o marketing social e a segurança informática são atualmente os principais desafios no campo do *Web Analytics*.

Note-se que alguns destes desafios advém dos avanços na capacidade de análise dos algoritmos e ferramentas de análise (Chen et al., 2012).

Network Analysis

Network Analysis é a área mais recente dentro da *Data Analytics*, surgiu pela necessidade de introduzir novos modelos computacionais para análise de redes sociais e comunidades online (Hirsch, 2005).

Atualmente, investigadores concentraram-se em duas grandes áreas, *Link Mining*, isto é, procura de ligações entre os nós das diferentes redes, onde os nós podem representar os diferentes consumidores, por exemplo, e o *Community detection*, que apresenta as redes em gráfico possibilitando a utilização de algoritmos de partição que permitem a utilização de algoritmos de *cluster*, por exemplo (Fortunato, 2010).

As *Networks Analysis* são consideradas um instrumento importante com grande detalhe, rigor e profundidade, e por isso é considerado como próximo avanço o estudo das comunidades online, as redes de terroristas e criminosos bem como as redes sociais e políticas (Chen et al., 2012).

Processos de Análise

Knowledge Discovery in Databases

O processo de extração de conhecimento de bases de dados, ou *knowledge discovery in databases*, KDD, surgiram em 1989. No entanto, apenas em 1996 foi apresentado o processo por Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth, & Uthurusamy (1996), estes dividiram o processo em cinco fases:

- [1]. **Pré-processamento:** limpeza e ordenação dos dados de modo a obter os dados as mais consistentes possíveis;
- [2]. **Transformação:** transformação dos dados de acordo com as regras do algoritmo a aplicar;
- [3]. **Data Mining:** procura de padrões, aplicação do algoritmo adequado ao objetivo final;
- [4]. **Interpretação/ Avaliação:** análise e avaliação dos resultados obtidos

O KDD é considerado um processo intuitivo e interativo que requer um grande envolvimento por parte do utilizador (Fayyad et al., 1996). A Figura 4 apresenta um esquema do processo.



Figura 4: Processo KDD

SEMMA

De acordo com (Azevedo & Santos, 2008), o processo SEMMA foi desenvolvido pelo SAS Institute, SEMMA significa *Sample, Explore, Modify, Model and Assets*, o que em português se traduz como: Amostra, Exploração, Modificação, Modelo e Ativos.

Assim como o processo KDD, também o SEMMA é constituído por cinco fases:

[1]. **Amostra:** recolha de uma amostra do *dataset* original, deve ser grande o suficiente para conter o máximo de informação significativa;

[2]. **Exploração:** exploração do *dataset*, análise e limpeza de possíveis anomalias, e pesquisa de padrões;

[3]. **Modificação:** criação, transformação e seleção das variáveis para explorar no modelo;

[4]. **Modelo:** modelação de dados, ou seja, tratá-los para que o software de análise os consiga interpretar;

[5]. **Ativos:** avaliação dos dados, estudando a fiabilidade e adequação dos mesmos.

Embora este processo seja independente do algoritmo de *Data Mining*, encontra-se vinculado ao software do SAS Institute (Azevedo & Santos, 2008).

Analisando as vantagens do processo, verificamos que este permite uma visualização mais fácil de todo o processo, conferindo uma estrutura capaz de apresentar soluções para os diferentes problemas do negócio, bem como de encontrar e atingir os diferentes objetivos (Santos & Ramos, 2006).

A Figura 5 apresenta um esquema do processo.

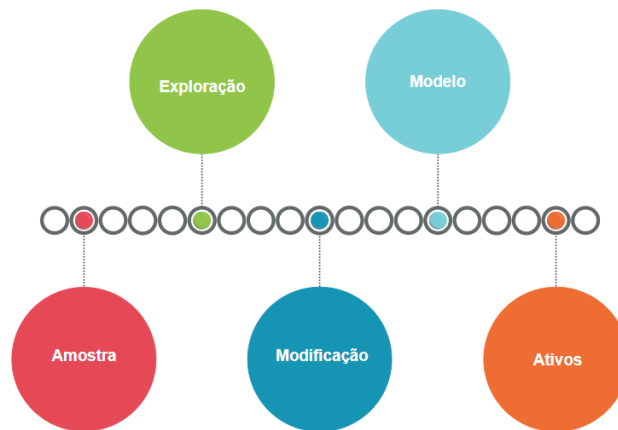


Figura 5: Processo SEMMA

CRISP-DM

O CRISP-DM foi desenvolvido através do esforço conjunto de Daimler Chrysler, SPSS e NCR, e significa *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*, ou seja, Processo Padrão Inter Indústrias para o *Data Mining*.

Este processo é constituído por seis fases (Azevedo & Santos, 2008):

- [1]. **Conhecimento do negócio:** o passo inicial é conhecer os objetivos do negócio e a problemática a avaliar;
- [2]. **Conhecimento dos dados:** análise dos dados, identificação de possíveis problemas e limpeza dos mesmos;
- [3]. **Preparação dos dados:** abrange todas as atividades necessárias para transformar os dados em algo possível de analisar;
- [4]. **Modelação:** aplicação do algoritmo adequado ao objetivo final;
- [5]. **Avaliação:** análise e avaliação dos resultados obtidos;
- [6]. **Implementação:** apresentação dos resultados de forma a que seja possível retirar informação útil para a organização.

CRISP-DM é um processo extremamente completo e bem documentado, onde todas as fases são bem estruturadas e definidas, sendo possível perceber e analisar o processo em qualquer fase.

Todavia, o CRISP-DM é independente no algoritmo de *Data Mining* escolhido, mas a sua utilização está vinculada ao SPSS Clementine Software (Azevedo & Santos, 2008).

A Figura 6 apresenta um esquema do processo.



Figura 6: Processo CRISP-DM

Capítulo 2

Os Desafios Críticos do Negócio e das Tecnologias da Informação

A Tecnologia e a Gestão Organizacional

As tecnologias de informação são importantes nas diferentes unidades económicas, todavia, é nos ecossistemas das empresas que nos apercebemos da melhor interação entre os equipamentos da organização e as pessoas, aumentando deste modo a complexidade (Ghosh, Gajar, & Rai, 2013).

No momento atual, a grande maioria dos gestores das empresas está exposto a grandes quantidades de informação, e têm acesso a múltiplas fontes de bases de dados, que podem ou não ser estruturadas (Kaye, 1995) .

Deste modo, é importante que consigam não só gerir a parte operacional, isto é, os dados armazenados em estruturas devidamente definidas, como ainda os dados não estruturados, provenientes de plataformas sociais por exemplo (Amaral, 1994).

Além do mais, atualmente as empresas trabalham em mercados extremamente complexos e competitivos obrigando a que exista um elevado grau de precisão na tomada de decisão (Cordeiro & Gouveia, 2018; Shuai, Yi- Fen Sue, & Chyan Yang, 2007).

Segundo Lindgreen et al. (2012), as métricas resultantes da análise dos dados são vistas como uma fonte de valor, nomeadamente ao nível tático, isto é, ao nível da gestão de inventários e gestão dos pedidos.

Deste modo, a gestão da informação influencia a forma como as empresas implementam e definem as suas estratégias (Tomé, 1996). É importante que o gestor, neste ambiente de negócios mais técnico utilize todas as funções do

sistema corporativo (i.e., análise de dados; dados de origem interna e externa; e informação financeira e não financeira) (Appelbaum et al., 2017).

Um sistema de informação deve, deste modo, estar preparado para suportar todos os níveis de gestão e as diferentes especificidades de cada um, por isso é normalmente constituído por diversos subsistemas com características específicas para a sua finalidade (Mesquita, Faria, Gonçalves, & Varajão, 2013).

Riccio (1992) identificou seis tipos de Sistemas de Informação:

- I. **Sistema de Processamento de Transações:** recolhe e mantém a informação sobre as transações e controla pequenas decisões;
- II. **Sistemas de Informação de Gestão:** converte a informação sobre transações em informação para a gestão da organização;
- III. **Sistemas de apoio à decisão:** ajuda os utilizadores na tomada de decisões não estruturadas, fornecendo modelos e ferramentas para analisar a informação;
- IV. **Sistemas de informação para executivos:** fornece aos gestores, de modo interativo e flexível, acesso à informação geral;
- V. **Sistema Pericial:** suporta os profissionais no desenho, diagnóstico e avaliação de situações complexas que requerem conhecimento especializado;
- VI. **Sistemas de Automação de Escritório:** mantém as tarefas características do ambiente de escritório de comunicação e processamento de informação.

A Importância da Informação

Atualmente podemos considerar a informação como um dos ativos mais importantes para uma organização. Sendo utilizada por algumas organizações

como uma forte aliada estratégica, indispensável na obtenção de vantagem competitiva (Amaral, 1994).

A informação mesmo quando não utilizada não perde valor, aliás pode até valorizar-se. Contudo, não possui valor intrínseco, isto é, depende do contexto em que foi obtida, e da forma como os utilizadores irão usar essa contribuição no processo de decisão, deste modo, é difícil analisar o seu valor no contexto organizacional (Mesquita et al., 2013).

Um dos principais problemas do mundo empresarial é a falha no entendimento entre aqueles que gerem e os que analisam. Com efeito, a informação deve ser a mais adequada à situação e às particularidades do utilizador, contudo, não existe nada que garanta que vá ser interpretada corretamente e usada de forma eficaz (Mesquita et al., 2013).

Neste sentido, a dependência entre os Sistemas de informação e a competitividade das empresas é hoje visível. Contudo esta dependência impossibilita qualquer organização sem um sistema de informação de base tecnológica de competir com as demais.

A nuvem ou *cloud* surgiu na tentativa de criar uma maior flexibilidade/acessibilidade para as empresas (Silva & Neves, 2003).

A Figura 7 representa a dependência existente entre os sistemas de informação e a organização.



Figura 7: Demonstração da *Cloud*

O processamento da informação ocorre em dois momentos, o primeiro corresponde à aquisição e ao armazenamento e o segundo corresponde à consulta e comunicação.

O processamento informático permite mais possibilidades de análise e apresentação em menos tempo, ou seja, o processamento informático reduz o tempo e as pessoas necessárias, mas requer equipamentos com custos mais elevados (Mesquita et al., 2013).

O armazenamento não informatizado, tipicamente em papel, requer um espaço físico, ao contrário do armazenamento informatizado, que usa uma grande variedade de suportes, que apenas dependem da quantidade de informação que se pretende armazenar e da velocidade de processamento.

O custo da informação varia conforme a dimensão da organização; como as necessidades de informação progridem, o processo de determinação do custo e valor torna-se mais complexo (Mesquita et al., 2013).

O sistema de informação identificado por Anthony (1965), serve especialmente três níveis clássicos de gestão: operacional, tático e estratégico.

O nível operacional está mais focado nas atividades diárias, processos que são facilmente definidos e necessários ao funcionamento da empresa.

O nível seguinte, identificado como tático exige uma complexidade maior, visto que as atividades começam a ter uma duração maior e a exigir capacidades de controlo e de correção de erros maiores.

Por último, ao nível estratégico as preocupações são de médio e longo prazo, neste nível a informação externa torna-se mais importante, envolvendo decisões com um grau de incerteza maior, sendo por isso necessário que o decisor tenha acesso à melhor informação possível.

Vantagem Competitiva e as Tecnologias de Informação

De acordo com Ransbotham & Kiron (2017), existe uma capacidade de inovar maior quando as empresas implementam o *Analytics*, ele identificou ainda quatro características facilitadoras desta inovação:

- [1]. **Vantagem Comparativa:** Verificou-se um aumento da vantagem comparativa devido a vários fatores, incluindo uma maior dispersão de análises dentro das empresas, em conjunto com uma melhor perceção das vantagens da mesma e ainda um foco mais forte em serviços especializados.
- [2]. **Capacidade de Inovação:** Verificou-se que organizações com forte capacidade analítica tem vantagem em inovar, desde criação de produtos/serviços novos a melhoria dos antigos;
- [3]. **Partilha de dados:** Empresas que partilham dados internamente desenvolvem melhores análises que posteriormente ajuda na melhoria dos processos;
- [4]. **Smart Machines:** As empresas analiticamente mais maduras usam inteligência artificial para assumir tarefas demoradas e standard libertando os gestores para questões estratégicas.

A Segurança e a Privacidade na Obtenção dos Dados

Tradicionalmente, segurança dos dados é assegurada por três propriedades de segurança: confidencialidade, integridade e disponibilidade (Bertino & Ferrari, 2018).

A segurança dos sistemas de informação é completada com uma política de controlo baseada em barreiras físicas, acesso por controlo biométrico e comunicações de segurança por meio alternativo (Bertino & Ferrari, 2018).

Regulamento Geral de Proteção de Dados

Em abril de 2016 foi aprovado pela União Europeia o Regulamento Geral de Proteção de Dados, RGPD. Com efeito, a forma como as empresas se relacionam com os dados recolhidos mudou.

Efetivamente, verificou-se uma utilização abusiva dos dados recolhidos, desde envio de publicidade, propostas não desejadas até há captura de informação pessoal sem consentimento (Cordeiro & Gouveia, 2018).

De forma sumária o regulamento obriga (Cordeiro & Gouveia, 2018):

- [1].A prestar informação aos titulares dos dados;
- [2].Obter consentimento para o tratamento de dados;
- [3].Os dados recolhidos têm de respeitar a finalidade a que se destinam;
- [4].O titular dos dados tem o direito de aceder aos mesmos e ao seu histórico;
- [5].Dados sensíveis como os biométricos obedecem a controlo especial;
- [6].Os contratos de subcontratação de serviços de tratamento de dados devem contemplar as exigências da lei.

Os Diferentes Sistemas de Informação

A importância da diferenciação, e dos diferentes sistemas de informação, resulta do facto de desempenharem diferentes funções para a organização (Amaral, 1994).

O computador assume, presentemente, a melhor ferramenta de processamento de dados, o *Computer Based Information System* (CBIS), sistemas de informação baseados nos computadores, são muitas vezes sinónimo de informação.

Nos anos 50 surgiram os *Transaction Processing Systems* (TPS), sistemas de processamento transaccional, normalmente associados ao processamento de grande volume de dados, estes sistemas melhoraram grande parte dos aspetos repetitivos e morosos do processamento manual (Jackson, Chow, & Leitch, 1997).

Na década de 60, a velocidade e a capacidade dos computadores aumentou, permitindo um processamento de maior volume de dados. Surgindo os *Management Information Systems* (MIS), estes sistemas serviam ao nível tático da organização e não pretendiam *substituir os TPS* (Jackson et al., 1997).

Os *Database Management Systems* (DBMS), Sistemas de Gestão de Bases de Dados, foram igualmente desenvolvidos para possibilitarem a gestão de grande quantidade de dados (Mesquita et al., 2013).

A capacidade gráfica e de resolução de problemas, apenas surgiu mais tarde, aquando da criação dos *Decision Support Systems* (DSS). Estes sistemas possuem capacidades analíticas avançadas, permitindo a avaliação de cenários avançados, sendo muitas vezes desenvolvidos à semelhança com as necessidades da empresa (Jackson et al., 1997).

Os *Office Information Systems* (OIS), por sua vez, são aplicações concebidas para aumentar a produtividade do trabalho (Jackson et al., 1997).

A proliferação dos computadores pessoais tornou necessário a criação de um sistema adaptado para executivos. Os *Executive Information Systems* (EIS) surgiram através de uma necessidade dos gestores, estes procuravam ter acesso a informação que, através dos DSS não conseguiam.

Por sua vez EIS utilizam maioritariamente capacidades gráficas e interfaces intuitivas e simples (Mesquita et al., 2013).

Os vários sistemas de informação partilham a informação entre si, os dados são recolhidos através dos TPS e posteriormente armazenados numa base de dados DBMS, sendo esta utilizada no processamento nos MIS, DSS, OIS e EIS (Mesquita et al., 2013).

Estes métodos de análise de dados podem ser usados das mais diversas formas e nos mais variados setores, por exemplo: para prever as escolhas dos consumidores, para prever a duração de uma determinada doença, para detetar extremistas políticos em redes sociais ou para controlar melhor o tráfego nas estradas (Vidgen et al., 2017).

Atualmente, existem dois sistemas com grande importância na gestão da informação: *Enterprise Resource Planning* (ERP) e os *Customer Relationship Management* (CRM) (Mesquita et al., 2013).

A Figura 8, apresenta de uma forma esquemática os diferentes níveis de gestão.

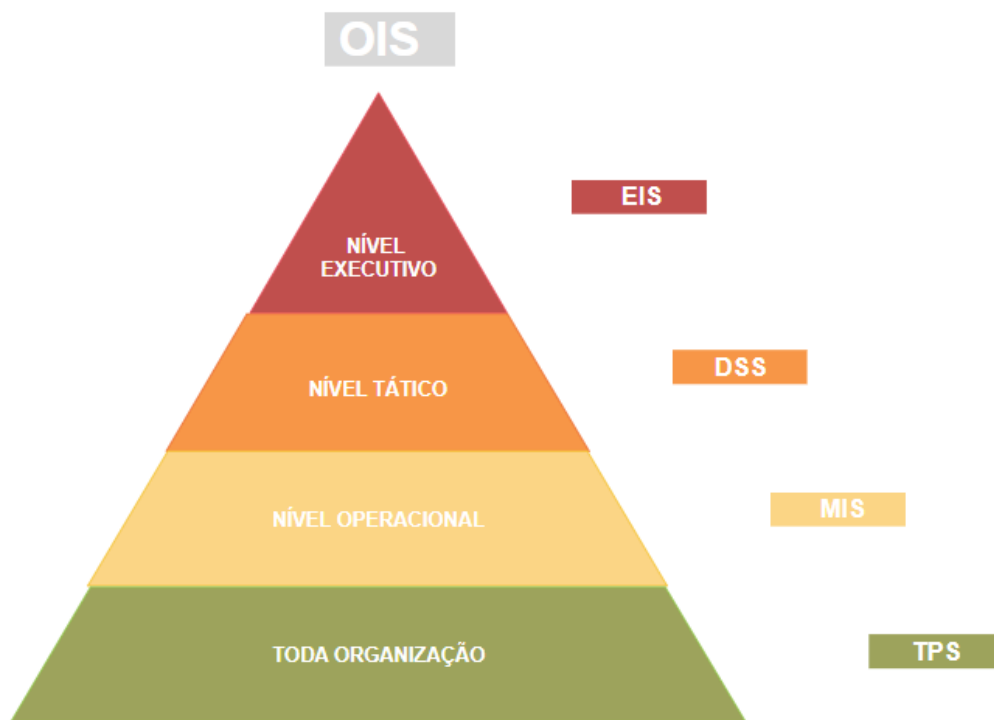


Figura 8: Visão conceptual do suporte dos diferentes sistemas de informação à organização

Os Sistemas de Apoio à Decisão

Enterprise Resource Planning

Os *Enterprise Resource Planning*, ERP, são um software funcional que apoia as diferentes áreas funcionais de uma empresa, tais como: a logística, o planeamento, as finanças, os recursos humanos, a gestão de projetos, a contabilidade e a gestão de serviços (Mahmud, Ramayah, & Kurnia, 2017).

Lepistö (2015), define os ERP como um software que incorpora e coordena as funções das diferentes unidades de gestão.

Relativamente às vantagens, a mais perceptível tem haver com a integração dos dados e processos (Yan Huang, Huang, Wu, & Lin, 2009), contudo existem ainda características importantes, tais como: as funcionalidades, que são os serviços disponibilizados que possuem diferentes características; os módulos que constituem o conjunto de diferentes funcionalidades que podem ser adquiridas, e permitem às empresas que os implementam saber o que é necessário para a sua atividade, no entanto esta funcionalidade normalmente obriga a empresa a alterar a sua estrutura organizacional (Suchman & Bishop, 2000).

A customização possibilita a adaptação do sistema às diferentes situações empresariais e por último existe a localização, que é a possibilidade de se preparar o sistema para que este esteja de acordo com as leis e procedimentos comerciais locais (Mesquita et al., 2013).

Motivações para adoção do ERP

Existem diferentes razões operacionais, tecnológicas e estratégicas para uma empresa adotar um ERP (Ross & Vitale, 2000).

A mais importante é a vontade de uma empresa de melhorar o seu desempenho, reduzir os custos e melhorar o serviço prestado ao cliente.

Relativamente às razões tecnológicas, os motivos estão mais relacionados com a vontade da empresa em se adaptar e modernizar, ou seja, o investimento em ERP melhora a arquitetura do sistema de informação, melhorando, por sua vez a fiabilidade e a qualidade da informação.

Quando uma empresa entra numa nova fase, quer seja através de fusões, aquisições, amplificação ou outro é vantajoso para a mesma a adoção destes sistemas (Mesquita et al., 2013).

O sistema ERP é principalmente proveitoso para empresas grandes com muitas filiais distribuídas pelo mundo, porque é um sistema capaz de integrar e processar múltiplos sistemas monetários e diferentes idiomas (Gozzi, Fedichina, & Toledo, 2004).

Principais desafios na Implementação

Umble, Haft, & Umble, (2003), identificaram as três principais razões apontadas por gestores para a falha na implementação de ERP, sendo elas:

- [1]. Planeamento mal efetuado ou mal gerido;
- [2]. Mudança dos objetivos durante o projeto;
- [3]. Falta de apoio e suporte.

Deste modo, é importante que antes de qualquer implementação a empresa esteja atenta aos diversos passos que podem ou não comprometer o seu sucesso.

Em principal uma definição dos objetivos correta e alinhada, implicando que a empresa tenha uma visão clara de quais são os objetivos a alcançar.

Além disso é necessário estabelecer com o gestor um comprometimento, visto que, os projetos de ERP são bastante exigentes, sendo por isso necessário que estejam entregues a alguém que esteja focado na obtenção dos melhores resultados.

De igual modo, é também essencial que a equipa escolhida para a implementação seja constituída por diferentes elementos focados e adaptáveis que compreendam a utilidade e as vantagens adjacentes.

Em conclusão é necessário que a empresa esteja disposta a alterar a sua estrutura organizacional, caso seja necessário.

Adicionalmente, dada a utilização de dados no software é imprescindível que os dados estejam os mais corretos possíveis, aumentando a eficácia do projeto.

Por último, é necessário, caso a empresa tenha diferentes filiais que estas estejam alinhadas ao nível organizacional de modo a que o projeto seja percebido de igual forma por todos os intervenientes.

Customer Relationship Management

Customer Relationship Management (CRM) é a combinação das pessoas, dos processos e da tecnologia. Procuram através da gestão das relações promover a lealdade dos consumidores e aumento dos lucros no longo prazo (Chen et al., 2012).

No século XX, a introdução da produção e da publicidade em massa alterou a forma como as empresas viam os clientes; estes tornaram-se apenas num número e eram identificados como um todo perdendo a sua individualidade.

Atualmente, muitas empresas começaram a procurar uma forma de captar o máximo de informação de cada cliente, para otimizarem as suas campanhas, valorizando o individuo e não apenas o todo (Chen et al., 2012).

O CRM tornou o processo de recolha, manutenção e análise dos dados, mais fácil, sendo por isso a escolha mais frequente neste caso (Mesquita et al., 2013).

As tecnologias de CRM fazem a ligação entre *front-office* (vendas, marketing, serviços) e *back-office* (financeiro, logística, operações e recursos humanos) (Fickel, 1999).

Por sua vez, são maioritariamente divididas em três grandes funcionalidades (Bose & Sugumaran, 2003; Gibbert, Leibold, & Probst, 2002; Iriana & Buttle, 2007):

[1].Sistemas Operacionais;

[2].Sistemas Analíticos;

[3].Sistemas Colaborativos.

De acordo com Mesquita et al., (2013), as funcionalidades operacionais visam melhorar o relacionamento entre as empresas e os clientes, como por exemplo através da gestão das reclamações.

Por sua vez, as funcionalidades analíticas permitem identificar e acompanhar diferentes tipos de clientes, de modo a otimizar as diferentes necessidades dos mesmos.

Por último, os sistemas colaborativos, suportam a empresa na automação e integração de todos os pontos de contacto, permitindo, deste modo, uma troca de informação mais efetiva.

Motivações para adoção do CRM

Uma das principais motivações para a adoção do CRM é o foco na procura e satisfação do cliente, ou seja, uma empresa através desta ferramenta pode atender mais rápido e melhor o cliente, diminuindo o seu tempo de resposta e aumentando, por sua vez, a satisfação com o serviço (Mesquita et al., 2013).

Como antecipado anteriormente, o movimento do marketing individualizado e das mensagens personalizadas foi o principal impulsor para o CRM (Sheth, Sisodia, & Sharma, 2000), a informação sobre os clientes passou a estar centralizada e disponível em tempo real, e adicionalmente, os vendedores passaram a ser capazes de oferecer um atendimento especial, gerando, por conseguinte, um melhor relacionamento (Mesquita et al., 2013; Silva & Neves, 2003).

Principais desafios na Implementação

Os sistemas de CRM estão a tornar-se cada vez mais populares entre as organizações.

No entanto, um estudo de 2000, dirigido a 202 projetos de CRM concluiu que apenas 30.7% das organizações tinham reconhecido melhorias, após a implementação do mesmo.

O estudo identificou ainda as quatro razões mais apontadas pelos gestores para o insucesso dos projetos, como sendo: (Mendoza, Marius, Pérez, & Grimán, 2007)

- [1].As mudanças necessárias na organização;
- [2].A inércia das Empresas e dos Regulamentos internos;
- [3].O pouco conhecimento no CRM e das suas capacidades;
- [4].E as capacidades reduzidas do sistema de CRM implementado.

Deste modo, é importante perceber que características são importantes para uma empresa no momento de implementar um projeto de CRM.

Payne & Frow, (2006), identificaram quatro fatores principais para o sucesso da implementação, o *readiness assessment*, *change management*, *project management* e *employee engagement*.

Readiness Assesment é a fase do projeto onde os gestores procuram perceber a posição no mercado do cliente, e como estes podem usar o CRM para a melhorar. O *Change Management*, envolve muitas das vezes a necessidade de uma mudança organizacional e cultural, ou seja, é a fase onde a organização deve procurar perceber as motivações para a adoção da nova ferramenta.

O *Project Management* requer a formação de equipas multidimensionais, que percebam os objetivos e a estratégia da empresa e ajudem no desenho do software. Jain, Jain, & Dhar, (2007) explicaram que a maioria dos projetos falha por mau design e planeamento.

Por último, é necessário que exista *engagement* dos colaboradores, pois são eles que trabalham mais diretamente com a ferramenta logo são aqueles que reconhecem o valor e estão preparados para aprender sobre.

De acordo com Kale (2004), os projetos falham maioritariamente devido a falta de interesse na ferramenta, isto é, quando encararam o Projeto de CRM apenas como uma melhoria tecnológica e não como uma ferramenta de planeamento estratégico que os ajudará a compreender melhor os consumidores.

Todavia, um dos obstáculos mais conhecidos é a não inclusão dos utilizadores no planeamento, criando uma falha na compreensão do programa, ou seja, o envolvimento de todos é fulcral no sucesso, facilitando a adaptação dos intervenientes.

Existe ainda quem identifique a fraca capacidade das empresas em integrar tecnologia no processo funcional como um dos principais obstáculos (Erffmeyer & Johnson, 2001).

Capítulo 3

Metodologia de Investigação

Contextualização

A literatura comprovou a existência de um aumento da procura por ferramentas de Business Analytics, no entanto, embora muitas empresas tenham aderido a estas novas ferramentas de gestão e análise de dados existe ainda alguma resistência à sua implementação. (Arasteh et al., 2011).

Por conseguinte, o presente estudo irá procurar encontrar os fatores influenciadores da aceitação e do uso de novas tecnologias, através da realização de estudo exploratório com base no modelo desenvolvido por Venkatesh et al. (2012) a: Unified Theory of Acceptance and use of Technology (UTAUT).

A UTAUT identifica diferentes determinantes da aceitação de novas tecnologias tais como:

- [1]. Expectativa de desempenho: (intenção de usar tecnologias de informação);
- [2]. Expectativa de Esforço: (condições facilitadoras no uso de tecnologias de informação e intenção de uso);
- [3]. Influência Social;
- [4]. Condições facilitadoras (condição organizacional e técnica que suporta o uso do sistema);
- [5]. Intenção Comportamental (diversão e prazer ao utilizar uma nova tecnologia)
- [6]. Hábito
- [7]. Preço.

Objetivo da Investigação

Como supramencionado o objetivo da investigação é a realização de um estudo exploratório através da análise das respostas dadas num inquérito por questionário (Apêndice A).

O inquérito foi construído tendo como base as determinantes identificadas na UTAUT, no entanto, dado o tempo limitado para do estudo, a validação da consistência interna do inquérito foi realizada, apenas, através de uma análise semântica e de uma análise por peritos.

O modelo irá utilizar ainda a idade, o sexo, a escolaridade, a experiência profissional (departamento e setor de atividade) e a utilização, ou não, de algum sistema de informação (ERP e/ou CRM) como variáveis moderadoras.

Em conclusão, o estudo procurará identificar os determinantes mais importantes na implementação do *Business Analytics* pelos indivíduos.

Síntese da Fundamentação do Estudo

A Erro! A origem da referência não foi encontrada. apresenta em síntese a fundamentação estudada na concepção do instrumento de recolha de dados.

Determinantes	Perguntas	Autor(es)
Expectativa de Desempenho	1. Que vantagens considera importantes aquando da implementação do Business Analytics?	• (Acito & Khatri, 2014);
	2. Que benefícios espera obter da introdução de Business Analytics?	• (Arasteh et al., 2011);
	3. O BA disponibiliza informação que potencia envolver mais o cliente.	• (Chen et al., 2012);
	4. O BA dá à empresa maior capacidade analítica, o que implica adquirir maior competitividade.	• (“Coming of Age Digitally: Learning, Leadership and Legacy Deloitte Insights,” 2018);
	5. O BA pode contribuir para a evolução da cultura da empresa.	• (Cooper, 2012);
	6. O BA ao reunir informação de uma diversidade de fontes de dados, contribui para elevar o valor para a empresa.	• (Delen, 2014);
	7. O BA tem o mérito de desafiar o desenvolvimento de melhores métricas de análise.	• (Lindgreen et al., 2012)
	8. Implementar o BA perspectiva à empresa ter dados para melhorar o seu desempenho.	

	<p>9. A introdução do BA é importante na captação e manutenção de clientes.</p> <p>10. A introdução do BA é importante na melhoria das parcerias e comunicações com outras empresas.</p>	
Cultura Organizacional/ Hábito	<p>11. Quão competente é a sua empresa na adoção de tecnologias emergentes.</p> <p>12. Quão competente é a sua empresa em termos de análise e gestão de dados.</p> <p>13. Quão competente é a sua empresa em termos de análise de dados avançadas.</p> <p>14. Quão competente é a sua empresa na valorização de uma cultura organizacional aberta?</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Jarrahi, 2018)
Condições Facilitadoras/ Intenção Comportamental	<p>15. A tomada de decisão baseada na observação do passado é mais eficaz do que uma tomada de decisão baseada em métodos preditivos.</p> <p>16. Quando a tomada de decisão é baseada em métodos preditivos a decisão final está menos sujeita a falhas.</p> <p>17. A informação é um dos ativos mais importantes de uma empresa, desse modo é importante que tenhamos acesso à informação mais correta possível.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Arasteh et al., 2011); • (Cokins, 2013); • (Delen, 2014); • (McAfee et al., 2012)

	18. O ERP e a sua componente de gestão operacional, colaborativa e analítica dos clientes (CRM) são recursos relativamente comuns nas empresas. Qual destes recursos utiliza mais como suporte à tomada de decisão?	
Expectativa do Esforço /Preço	19. Preço	
	20. Mudanças necessárias na organização	
	21. Retorno do Investimento	
	22. Segurança e Privacidade	
	23. Tempo necessário para a implementação	
Influência Social	24.irá a Inteligência Artificial eliminar mais trabalhos do que aqueles que irá criar?	<ul style="list-style-type: none"> • (Ford, 2015); • (Jarrahi, 2018)
	25. A Inteligência Artificial ajuda apenas na automação dos processos.	
	26. A Inteligência Artificial deve ser usada apenas na automação dos processos.	

Tabela 1: Revisão Esquemática

Definição de Hipóteses

As hipóteses foram desenvolvidas através da análise de literatura, a Tabela 2 apresenta-as em síntese.

Hipóteses	Autor(es)
H1: A falta de mão de obra especializada é inibidora da implementação de Business Analytics.	<ul style="list-style-type: none">• (Appelbaum et al., 2017);• (Delen, 2014);• (Erffmeyer & Johnson, 2001);• (McAfee et al., 2012);• (Mendoza et al., 2007);• (Payne & Frow, 2006)
H2: Em mercados complexos existe maior percepção das vantagens.	<ul style="list-style-type: none">• (Mesquita et al., 2013);• (Rascao, 2006);• (Riccio, 1992);• (Shuai et al., 2007)
H3: Diferente nível de gestão tem diferente percepção das vantagens.	<ul style="list-style-type: none">• (Erffmeyer & Johnson, 2001);• (Mendoza et al., 2007);• (Mesquita et al., 2013);• (Payne & Frow, 2006);• (Riccio, 1992)
H4: A cultura organizacional é um dos principais obstáculos à implementação, ou seja, quando a gestão é mais baseada intuição a implementação de Business Analytics é mais difícil.	<ul style="list-style-type: none">• (Arasteh et al., 2011);• (Cokins, 2013);• (Delen, 2014)
H5: O preço é um dos principais inibidores da adoção do Business Analytics.	<ul style="list-style-type: none">• (Delen, 2014);• (McAfee et al., 2012)

<p>H6: As mudanças na organização é um dos principais inibidores da adoção do Business Analytics.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Delen, 2014); • (McAfee et al., 2012)
<p>H7: A incerteza no retorno do investimento é um dos principais inibidores da adoção do Business Analytics.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Delen, 2014); • (McAfee et al., 2012)
<p>H8: A segurança e a privacidade são um dos principais inibidores da adoção do Business Analytics.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Delen, 2014); • (McAfee et al., 2012)
<p>H9: O tempo necessário à implementação é um dos principais inibidores da adoção do Business Analytics.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • (Delen, 2014); • (McAfee et al., 2012)

Tabela 2: Análise das Hipóteses

População e Amostra

A base de dados foi obtida através da realização de um inquérito por questionário online, cujo público alvo era a população portuguesa. O universo total de respostas obtido foi de 134, sendo que 47,8% se identificam como indivíduos do género Masculino e 52,2% do género Feminino.

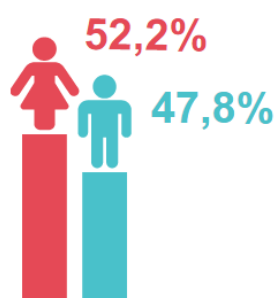


Figura 9: Distribuição por género das respostas

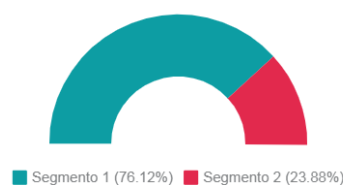


Figura 10: Distribuição das respostas por segmento

Dada a necessidade da existência de experiência profissional em resposta a algumas das perguntas do questionário este foi dividido em dois segmentos: o segmento para indivíduos com experiência profissional e o segmento dois, para indivíduos sem experiência profissional.

No entanto, como não se obteve uma distribuição uniforme, isto é, não houve igual número de respostas nos dois segmentos, as respostas obtidas no segundo segmento, indivíduos sem experiência profissional, não serão alvo de análise.

Adicionalmente, foram ainda efetuadas análises aos *outliers*, cujo objetivo foi a prevenção dos enviesamentos nas análises.

Descrição dos Atributos

Idade: Variável categórica, que pode assumir os valores: 0 (<18 anos), 1 (18-25 anos), 2 (26-40 anos), 3 (41-65 anos) e 4 (>65 anos);

Sexo: Variável binária que indica o sexo, F caso Feminino e M caso Masculino;

Escolaridade: Variável categórica que indica o nível de educação, pode assumir os seguintes valores: 0 (Educação Primária), 1 (Educação Básica), 2 (Educação Secundária), 3 (Licenciatura) e 4 (Mestrado), 5 (Doutoramento);

Prof: Variável binária que indica se a pessoa já exerceu alguma atividade profissional, S caso Sim e N caso Não;

Set: Variável categórica que indica o setor de atividade em que exerceu a sua última atividade profissional, pode assumir os seguintes valores: CRP (retalho, venda por grosso); Ciências da Vida/ Saúde, TMT (tecnologia, media, telecomunicações); BFS (Banca, Finanças, Seguros); Serviços (serviços profissionais, serviços públicos, organizações; Produtos Industriais (manufatura, equipamentos, materiais); Infraestruturas (transportes, energia, construção e imobiliário);

Dept: Variável categórica que indica o departamento da empresa em que exerceu a sua última atividade profissional, pode assumir os seguintes valores: Operações / Logística; Gestão do Produto; RD - Desenvolvimento de Produto; Recursos Humanos; Administração / Financeiro; Executivo; IT / Tecnologia / Digital; Marketing; Vendas e Serviço ao Cliente;

Adv: Variável categórica que avalia as vantagens da implementação do BA para a empresa, pode assumir os seguintes valores: Capacidade de Antecipar Eventos e Resultados, Capacidade de Automatizar Processos, Capacidade de Identificação de Padrões e Tendências, Capacidade de Personalização do Conteúdo e Capacidade de Gerar Soluções Automáticas;

Ben: Variável categórica que avalia os benefícios da implementação do BA para a empresa, pode assumir os seguintes valores: Otimização de Operações, Melhoria da Relações com os consumidores, Transformação de Produtos e Serviços, Melhoria da Produtividade;

Comp: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de a empresa valorizar uma cultura organizacional aberta;

CompEp: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de a empresa adotar novas tecnologias;

CompGD: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de a empresa analisar e gerir dados;

CompGDA: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de a empresa realizar análises de dados avançadas;

IA1: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção da pessoa da eliminação ou criação de trabalhos devido à imergência da Inteligência Artificial;

IA2: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção da pessoa das diferentes utilizações da Inteligência artificial;

IA3: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção da pessoa para as diferentes utilizações da Inteligência artificial;

TD1: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção da pessoa em relação a métodos preditivos e observação com base no passado;

TD2: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção da pessoa em relação a métodos de análise preditivos;

INF: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor da informação;

CRM/ERP: Variável binária que indica o software mais utilizado na tomada de decisão, CRM ou ERP;

Price: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor do preço na aquisição de novas tecnologias;

Chance: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor das mudanças necessárias na organização na aquisição de novas tecnologias;

Return: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor do retorno do investimento na aquisição de novas tecnologias;

Safety: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor do segurança e privacidade na aquisição de novas tecnologias;

Time: Variável classificada em 5 níveis que avalia a percepção do valor do Tempo na aquisição de novas tecnologias;

BA1: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics envolver mais os clientes;

BA2: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics ser influenciador e modificador da cultura da empresa;

BA3: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics ser influenciador na competitividade;

BA4: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics elevar o valor da empresa;

BA5: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics desenvolver melhores métricas;

BA6: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics melhorar o desempenho da empresa;

BA7: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics melhorar a captação de novos clientes;

BA8: Variável classificada em 5 níveis que avalia a capacidade de o Business Analytics melhorar a comunicação;

Capítulo 4

Análise e Tratamento de Dados

Estratégia de Análise

O universo de dados obtido, para o primeiro segmento, permite a realização de uma análise utilizando métodos de estatística descritiva, procurando, descrever os indivíduos e o ambiente em que estão envolvidos.

E uma segunda análise, utilizando métodos de estatística inferencial, onde se irá procurar sumariar a informação e explicar a interdependência de um conjunto de variáveis contínuas, com o propósito de estudar as principais motivações para a adoção do Business Analytics dentro dos diferentes grupos identificados.

Análise Descritiva

Numa primeira análise, podemos verificar que a maioria das respostas está concentrada nos indivíduos cuja idade se encontra compreendida entre os 18 e os 25 anos, ou seja, indivíduos relativamente novos e com ainda pouca experiência no mercado de trabalho (**Figura 11**).

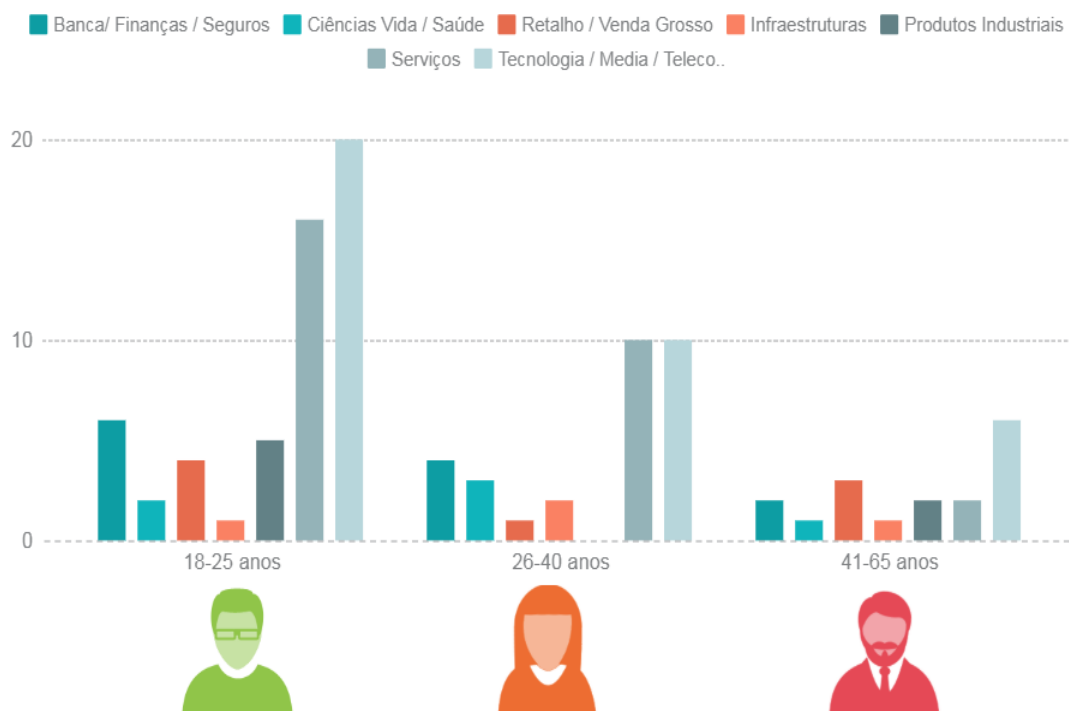


Figura 11: Distribuição das respostas por idade e setor de atividade

Note-se, ainda, um maior número de respostas por indivíduos a trabalhar na área dos serviços e da tecnologia em diferentes posições dentro dos departamentos de administração, IT e serviço ao cliente (Figura 12).

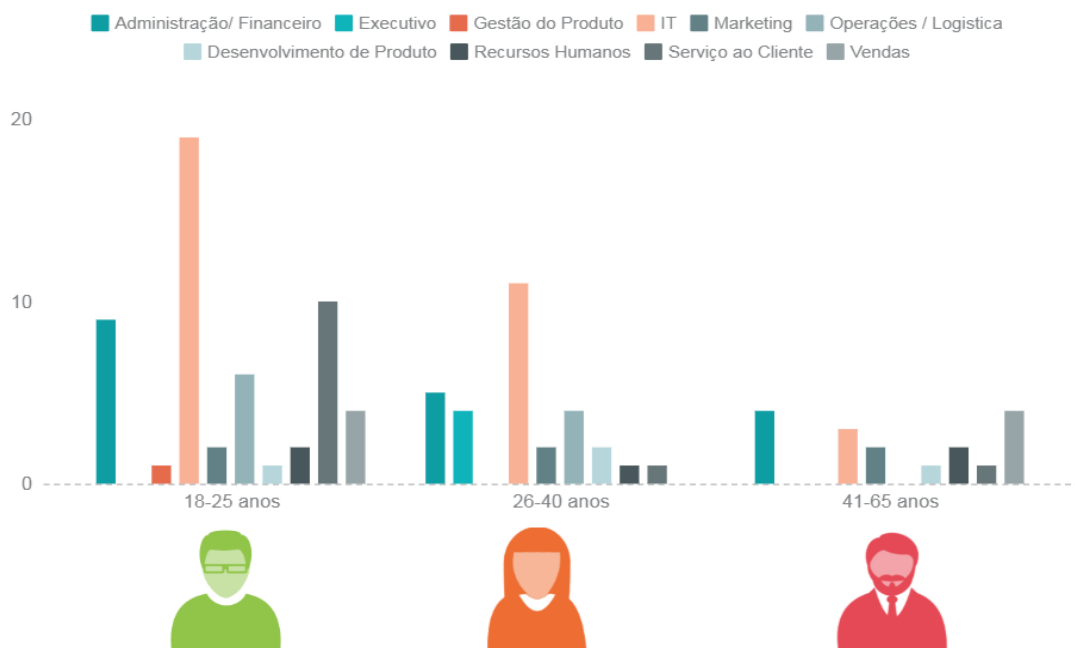


Figura 12: Distribuição das Respostas por Idade e Departamento

Além disso, verificamos que ao nível da formação académica a maioria dos inquiridos possui formação ao nível da Licenciatura e do Mestrado, deste modo é esperada uma maior atenção e até capacidade de compreensão da complexidade do tema, o que pode de certo modo enviesar os resultados (Figura 13).

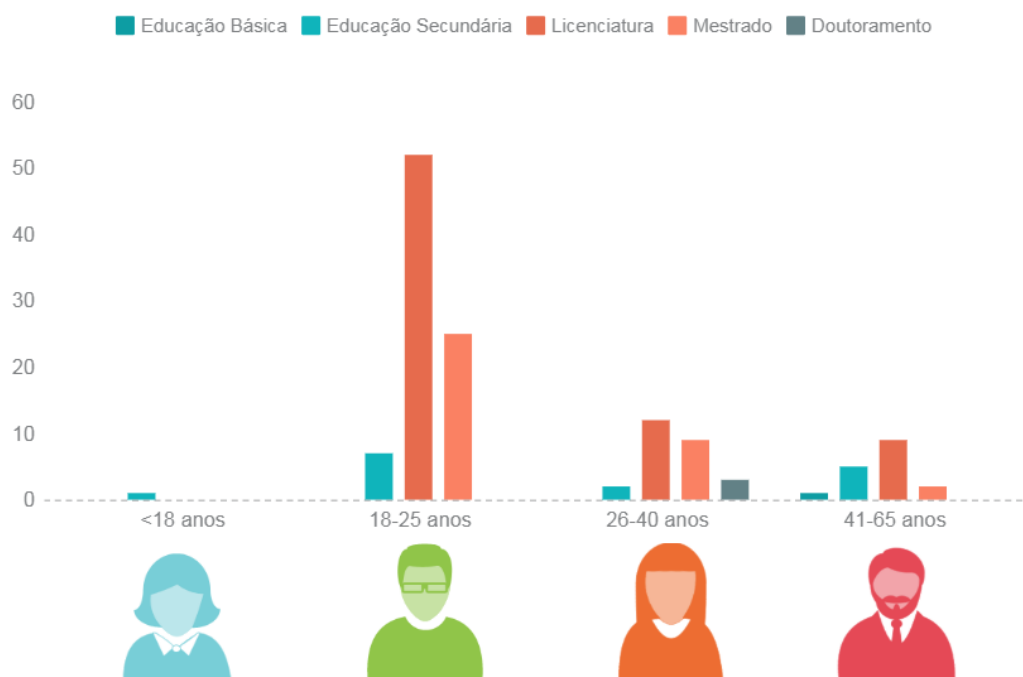


Figura 13: Distribuição das respostas por idade e escolaridade

Uma das perguntas envolvia a identificação das principais motivações por detrás da adoção do business Analytics, como é possível verificar da análise do gráfico abaixo os principais motores na adoção do Business Analytics identificados foram a possibilidade de melhor a produtividade e a otimização das operações (Figura 14).

■ Melhoria da Produtividade ■ Aumento do Envolvimento
■ Otimização das Operações ■ Transformação Produtos



Figura 14: Distribuição das Motivações

Posto isto, a segunda parte da análise procurará através da segmentação dos indivíduos encontrar as motivações individuais.

Análise Inferencial

Análise de Componentes Principais:

A análise de componente principais procura encontrar representações simplificadas de um conjunto de dados correlacionados entre si e, deste modo, interpretar as principais fontes de variabilidade.

Contudo, como em todas as análises estatísticas esta encontra-se dependente do cumprimento de dois pressupostos:

- [1]. O primeiro envolve a necessidade de as variáveis estarem medidas em pelo menos uma escala de intervalo;
- [2]. É também importante que as unidades das variáveis sejam diretamente comparáveis.

As perguntas do inquérito foram construídas antecipando os pressupostos acima identificados de modo a evitar a posterior normalização das variáveis.

Posto isto, as variáveis em estudo serão:

Comp: Valorização da Cultura Aberta na organização;

CompEp: Capacidade de a empresa adotar novas tecnologias;

CompGD: Capacidade de a empresa analisar dados estruturados;

CompGDA: Capacidade de a empresa utilizar análises de dados avançados;

IA1: Análise da criação ou eliminação de postos de trabalho derivado da evolução da Inteligência Artificial;

IA2: Análise das diferentes utilizações da Inteligência artificial;

IA3: Variável classificada em 5 níveis que avalia a perceção da pessoa das diferentes utilizações da Inteligência artificial;

TD1: Comparação entre métodos de decisão baseados no passado e métodos preditivos;

TD2: Percepção da redução das falhas na utilização de métodos preditivos;

INF: Percepção do valor da Informação na organização;

Price: Importância preço na adoção de novas tecnologias;

Chance: Importância das mudanças necessárias na adoção de novas tecnologias;

Return: Importância do retorno do investimento na adoção de novas tecnologias;

Safety: Importância da segurança e privacidade na adoção de novas tecnologias;

Time: Importância do tempo na adoção de novas tecnologias;

BA1: Capacidade de o Business Analytics envolver mais os clientes;

BA2: Capacidade de o Business Analytics ser influenciador e modificador da cultura da empresa;

BA3: Capacidade de o Business Analytics ser influenciador na competitividade;

BA4: Capacidade de o Business Analytics elevar o valor da empresa;

BA5: Capacidade de o Business Analytics desenvolver melhores métricas;

BA6: Capacidade de o Business Analytics melhorar o desempenho da empresa;

BA7: Capacidade de o Business Analytics melhorar a captação de novos clientes;

BA8: Capacidade de o Business Analytics melhorar a comunicação;

O primeiro passo desta análise prendeu-se com a escolha do número correto de componentes principais.

No entanto, na falta de uma regra fixa para esta escolha, irão ser utilizados os seguintes pressupostos:

- [1]. Escolha do número de componentes principais cuja variância explicada é superior ou igual a 80%;
- [2]. Escolha do número de componentes principais cuja variância mínima explicada superior ou igual a 1;
- [3]. Escolha das componentes principais com interpretação teórica relevante;
- [4]. Escolha das componentes principais através da análise do *scree plot*;

A análise, identificou dez componentes com variância explicada superior a 80%, e seis com variância individual superior a 1.

Não tendo sido possível encontrar um valor comum e, não sendo possível segmentar através da importância teórica, pois a este ponto da análise todos podem ser importantes, a escolha irá recair na análise do *scree plot* (apêndice 16).

Esta abordagem analisa a melhor combinação de distribuição dos dados entre a componente secundária e a componente principal, a análise concluiu que é o ponto quatro o último ponto com significância estatística relevante.

Em suma, irá ser assumido que o número ideal de componentes principais é quatro.

Interpretação das Componentes Principais

A análise por componentes principais é um método exploratório que auxilia a definição de hipóteses gerais, que são dependentes da interpretação pessoal (apêndice 17).

Dimensão 1: É maioritariamente explicada pelas variáveis: BAC4, BAC5 e BAC6, com contribuições de 10.622, 11.283 e 11.931 respetivamente.

Deste modo, dimensão 1 pode ser explicada como correspondendo aos indivíduos que valorizam o desempenho acima dos outros fatores na adoção de novas tecnologias.

Em particular, a adoção de ferramentas de *Business Analytics* depende da capacidade de aumentar valor da empresa e de melhorar as métricas de análise e de desempenho.

Estas características são normalmente encontradas em indivíduos que se encontram num nível hierárquico superior, onde o desempenho da empresa é a principal motivação.

Dimensão 2: É maioritariamente explicada pelas variáveis: Comp, CompEP, CompGD, CompGDA, com contribuições de 14.285, 19.544, 22.113 e 20.970 respetivamente.

Por conseguinte, a dimensão 2 corresponde aos indivíduos que se encontram numa posição de decisão mais operacional, onde a adoção de ferramentas de *Business Analytics* depende das capacidades dos indivíduos da organização.

Deste modo, a adoção será tanto mais fácil quanto mais preparada a organização estiver para adotar novas tecnologias, isto é, quanto mais abertos forem os indivíduos da organização na adesão e aceiteamento de novas tecnologias.

Dimensão 3: É maioritariamente explicada pelas variáveis: Inf, IA2, IA3, Safety e Time, com contribuições de 10.175, 18.146, 16.963, 10.062 e 16.838 respetivamente.

Em consequência, a dimensão 3 corresponde aos indivíduos que se encontram num nível mais tático da organização, ou seja, os indivíduos que valorizam o esforço necessário mais do que as vantagens imediatas.

Para estes indivíduos, a adoção de ferramentas de *Business Analytics* depende em especial das mudanças e dos desafios que a implementação irá requerer, quanto mais rápido e menos mudanças necessitar mais fácil será a adoção.

Dimensão 4: É maioritariamente explicada pelas variáveis: IA, IA2 e IA3, com contribuições de 19.671, 12.345, 18.254 respetivamente.

Ao contrário das outras dimensões, esta é comum a todos os níveis hierárquicos, uma vez que a problemática identificada não é dirigida a um setor específico, mas sim a toda a organização.

Posto isto, a dimensão 4 caracteriza-se pela perceção do indivíduo sobre a inteligência artificial, vantagens e desvantagens, por exemplo.

Deste modo, a adoção será tanto mais fácil quanto mais tolerantes os intervenientes estejam para com a inteligência artificial.

Análise Fatorial Exploratória

O objetivo desta análise é compreender a estrutura implícita num conjunto de dados, procura reduzir grandes bases de dados a dimensões mais fáceis de gerir e analisar.

É necessário, como nas outras análises que a nossa base de dados cumpra alguns

pressupostos como:

- [1].A necessidade de as variáveis estarem medidas em pelo menos uma escala de intervalo;
- [2].As variáveis estarem moderadamente ou fortemente correlacionadas;
- [3].O número de observações deve ser razoável.

Existem, contudo, diferentes métodos de extração de fatores, cada um com diferentes características, no entanto, dada a natureza do estudo irá ser utilizado Método das Componentes Principais, visto ser o método mais adequados para análises descritivas e exploratórias.

Relativamente à interpretação dos fatores, podemos seguir dois métodos de rotação da matriz de correlações, a rotação ortogonal e a rotação oblíqua.

Embora a rotação ortogonal seja aquela que nos dá os resultados mais “limpos”, no caso em estudo ela não é a melhor opção, pois facilmente encontramos fatores correlacionados. Posto isto, será utilizada a rotação oblíqua na análise.

A análise permitiu verificar a existência de pouca correlação entre as dimensões encontradas, a maior verifica-se entre a dimensão 1 e a dimensão 3, com cerca de 27%, indicado, deste modo, a existência de uma maior proximidade entre o nível tático e o nível executivo.

Em Portugal, segundo dados do INE, (“PORDATA - Empresas: total e por dimensão,” 2019), cerca de 99% das empresas são de pequena e média dimensão.

Sendo comum que os gestores destas empresas assumam diferentes posições hierárquicas dentro da organização, maioritariamente relacionadas com o nível tático e executivo (Khodakarami & Chan, 2014), sendo por isso esta correlação expectável.

Verificou-se ainda que a maioria das variáveis são explicadas por fatores externos ao modelo, isto é, depende da interpretação individual mais do que fatores internos.

Análise de Regressão Clássica

A regressão clássica utiliza-se quando se pretende estudar o comportamento de uma determinada variável contínua.

Na utilização deste método é necessário cumprir alguns pressupostos, sendo eles:

- [1]. A necessidade da variável dependente, estar medida em pelo menos uma escala de intervalo;
- [2]. A relação entre X e Y ser descrita por uma função linear;
- [3]. Os desvios de Y em relação à sua média (condicionada de X), serem aleatórios, independentes entre si e com variância constante.

A estratégia utilizada para este método foi a *General to Specific*, ou seja, começamos por utilizar um modelo com todas as variáveis e posteriormente eliminamos aquelas que não foram consideradas estatisticamente significativas.

Análise da Dimensão 1: Expectativa de Desempenho

Esta primeira análise permite analisar a significância global do modelo. A teoria diz que quando o valor do P-value da estatística F é menor que o valor de significância ($\alpha = 0,05$) se pode rejeitar a hipótese nula, que por sua vez sugere que o modelo não é estatisticamente significativo.

No caso em análise o valor do P-value é 0.0184, ou seja, existe evidências que o modelo apresentado é estatisticamente significativo, e que pelo menos uma variável tem influência na variável dependente.

Ao nível do R^2 , este assume um valor de aproximadamente 18%, o que é relativamente baixo, o que pode indicar que o modelo depende mais de valores

personais independentes e diferentes para cada pessoa, como já tinha sido avançado.

Analogamente, à significância individual das variáveis, verificamos que nenhuma das variáveis apresentam significância estatística de pelo menos 10%, no entanto, dada a utilização do método General to Specific e a necessidade de obtenção do melhor modelo possível correu-se um novo modelo mais simples.

Este novo modelo apresentou um valor da estatística F mais pequeno de, 0.0003005, ou seja, a existência de evidências da significância do modelo não se alterou.

O valor do R^2 , não se alterou, continuando, portanto, a ser um valor relativamente baixo. Ao nível da significância individual o novo modelo apresenta mais variáveis com significância estatística de pelo menos 10%, ou seja, a maior parte das variáveis estão a ter grande impacto.

Antes da análise das variáveis propriamente dita, é importante verificar os diferentes pressupostos adjacentes a uma regressão clássica.

O primeiro pressuposto a ser estudado foi o da multicolinearidade, ou seja, verificar a existência, ou não, de redundância entre as variáveis. A realização do teste verificou que a não existência de indícios de multicolinearidade, não sendo, por isso, necessário recorrer à eliminação destas variáveis e à posterior realização de um novo modelo.

Um outro pressuposto é o da autocorrelação dos erros, este teste avalia o enviesamento e consistência dos estimadores, no entanto, como o modelo não segue uma ordenação lógica, isto é, como não estamos perante uma serie temporal, a realização deste teste não é necessária.

É importante, no entanto, verificar o pressuposto da homocedasticidade, para prevenir que existam enviesamentos no nosso modelo. A realização do teste formal de *Breush-Pagan* e a uma posterior análise gráfica verificou a existência de

heterocedasticidade, desse modo foi necessário corrigir o modelo, para isso foi utilizado o método dos erros padrão robustos.

Por último, estudou-se a influência dos *outliers* e da alavancagem, primeiramente através de um gráfico de resíduos estandardizados e posteriormente através de uma análise mais formal.

Não foram identificados valores problemáticos, e posto isto é possível agora analisar os fatores influenciadores.

Interpretação dos Fatores

Para a interpretação das variáveis, irei assumir um critério rígido, com um nível de significância reduzido, de 10%.

Idade $\widehat{18}$ – 25: Estima-se que, em média, quando o indivíduo pertence à faixa etária compreendida entre os 26 e os 40 anos, a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0810 unidades quando comparado com as outras faixas etárias em análise, (CP)

Idade $\widehat{26}$ – 40: Estima-se que, em média, quando a idade aumenta, em média, uma unidade, a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0997 unidades, (CP)

Educação $\widehat{Secundária}$: Estima-se que, em média, quando o indivíduo tem formação ao nível da escola secundária, a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics seja maior 0.0238 unidades, (CP)

Análise da Dimensão 2: Expectativa do Esforço

Assim como na análise anterior a primeira parte da análise passa por estudar o valor da estatística F. No caso em análise o valor do P-value é 0.57, ou seja, não existe evidências que o modelo apresentado é estatisticamente significativo, deste modo é necessário correr um novo modelo procurando eliminar as variáveis não significativas.

Este novo modelo apresentou um valor da estatística F mais pequeno, 0.0003005, continuando a admitindo agora um valor baixo, existindo agora evidências da significância do modelo se alterou. Ao nível do R^2 , assim como o modelo anterior, verificou um valor relativamente baixo.

Analisando agora a significância individual das variáveis presentes este, apenas apresenta quatro sem significância estatística de pelo menos 10%, ou seja, a maior parte das variáveis estão a ter grande impacto.

Mais uma vez, antes da análise dos fatores individuais é importante verificar se os diferentes pressupostos. Assim como anteriormente o primeiro pressuposto a ser estudado foi o da multicolinearidade, não foram identificados problemas, não sendo por isso necessário recorrer à eliminação destas variáveis e à posterior realização de um novo modelo.

Um outro pressuposto, o da autocorrelação dos erros, que mais uma vez, como o modelo não segue uma ordenação lógica, isto é, como não estamos perante uma serie temporal, a realização deste teste não é necessária.

Mais uma vez verificaram-se problemas ao nível da heterocedasticidade que foram posteriormente corrigidos através do método dos erros padrão robustos.

Mais uma vez, não se verificaram problemas ao nível dos *outliers* e da alavancagem que justificassem a necessidade de intervenção. Posto isto, podemos agora analisar os fatores individualmente.

Interpretação dos Fatores

Para a interpretação das variáveis irei assumir um critério rígido, com um nível de significância reduzido, de 10%.

Aumento do $\widehat{Envolvimento}$: Estima-se que, em média, a organização valoriza o envolvimento, aumenta, em média, uma unidade a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0997 unidades, (CP).

Análise da Dimensão 3: Cultura Organizacional

Mais uma vez a análise inicia-se no estudo do P-value da estatística F, obteve-se um valor de 0.07882, ou seja, não existe evidências que o modelo apresentado é estatisticamente significativo.

No entanto, dada a utilização do método *General to Specific* e a necessidade de obtenção do melhor modelo possível, correu-se um novo modelo mais simples.

Admitindo o novo modelo, verificamos um valor da estatística F mais pequeno de, 0.0177, ou seja, o novo modelo apresenta evidências da significância.

No entanto, apresenta um valor de R^2 relativamente baixo, de apenas 4%, ou seja, cerca de 96% do modelo é explicado por fatores externos, o que é confirmado mais uma vez pelas poucas variáveis com significância individual.

O estudo dos pressupostos, no entanto, a realização do teste não foi, neste caso, necessária pois o nosso modelo já só apresenta uma variável explicativa. Assim como a análise da autocorrelação dos erros pois o modelo não segue uma ordenação lógica.

É importante, no entanto, corrigir a heterocedasticidade, mais uma vez foi utilizando o método dos erros padrão robustos.

Mais uma vez, não se verificaram problemas ao nível dos *outliers* e da alavancagem que justificassem a necessidade de intervenção. Posto isto, podemos agora analisar os fatores individualmente.

Interpretação dos Fatores

Para a interpretação das variáveis irei assumir um critério rígido, com um nível de significância reduzido, de 10%.

Sexo Masculino: Estima-se que, em média, um indivíduo do sexo masculino tem uma propensão maior a adotar o BA em 0.02041 unidades quando comparado com um indivíduo do sexo feminino, (CP)

Análise da Dimensão 4: Influência Social

O último modelo a ser estudado está relacionado com a influência social, e assim como nos outros a primeira parte da análise avalia o P-value da estatística F, que é de 0.05545, ou seja, existe evidências que o modelo apresentado é estatisticamente significativo e que pelo menos uma variável tem influência na variável dependente.

Ao nível do R^2 , o modelo assume um valor de aproximadamente 13%, o que é relativamente baixo. Analogamente à significância individual das variáveis verificamos que apenas duas das variáveis apresentam significância estatística de pelo menos 10%, ou seja, como nas outras análises também este modelo é maioritariamente explicado por variáveis externas.

No entanto, como estamos a utilizar o método *General to Specific* e procuramos o melhor modelo possível realizamos novamente a análise, agora sem as variáveis não significativas.

O novo modelo apresentou um valor da estatística F mais pequeno de, 0.006095, confirmando mais uma vez a significância do modelo.

Ao nível do R^2 , o valor aumentou ligeiramente, registando agora um valor de 18%. Analisando a significância individual das variáveis presentes neste novo modelo existem setes que apresentam significância estatística de pelo menos 10%, o que indica um aumento do impacto nas motivações para a adoção das ferramentas de BA.

Verificando agora os pressupostos, assim como nas outras análises, começamos pelo estudo da multicolinearidade. Ao contrário dos outros modelos, este último não apresentou qualquer problema a este nível, não tendo sido por isso necessário proceder à sua correção.

Assim como nos outros modelos, este também não segue uma ordenação lógica, não sendo por isso necessário estudar a autocorrelação dos erros.

Mais uma vez, é importante, verificar o pressuposto da Homocedasticidade, para prevenir que existam enviesamentos, assim como nos outros modelos também neste se verificou a existência de heterocedasticidade, foi necessário corrigir o modelo, para isso foi utilizado o método dos erros padrão robustos.

Mais uma vez, não se verificaram problemas ao nível dos *outliers* e da alavancagem que justificassem a necessidade de intervenção. Posto isto, podemos agora analisar os fatores individualmente.

Interpretação dos Fatores

Para a interpretação das variáveis irei assumir um critério rígido, com um nível de significância reduzido, de 10%.

***Idade*18 – 25**: Estima-se que em média quando o individuo pertence à faixa etária compreendida entre os 18 e os 25 anos a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0478 unidades quando comparado com as outras faixas etárias em análise, (CP)

***Idade*26 – 40**: Estima-se que em média quando o individuo pertence à faixa etária compreendida entre os 26 e os 40 anos a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0478 unidades quando comparado com as outras faixas etárias em análise, (CP)

***Idade*41 – 65**: Estima-se que em média quando o individuo pertence à faixa etária compreendida entre os 41 e 65 anos, anos a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics aumenta 0.0147 unidades quando comparado com as outras faixas etárias em análise, (CP)

SexoMasc: Estima-se que em média quando o indivíduo é do sexo masculino a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics é maior 0.0730 unidades do que se fosse do sexo feminino, (CP)

DepartamentoIT: Estima-se que em média quando o indivíduo pertence ao departamento de IT a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics seja maior 0.0336 unidades do que se pertencesse a outros departamentos, (CP)

DepartamentoDesenvolvimentoProduto: Estima-se que em média quando o indivíduo pertence ao departamento de desenvolvimento de produto a motivação para adotar ferramentas de Business Analytics seja maior 0.0559 unidades do que se pertencesse a outros departamentos, (CP)

Discussão de Resultados

Antes de qualquer análise é importante recordar uma vez mais, que o objetivo do presente estudo foi a identificação das motivações por detrás da adoção de ferramentas pela população portuguesa.

De modo a atingir o objetivo proposto, utilizou-se uma análise exploratória que teve como base a metodologia UTAUT.

A UTAUT prevê sete determinantes de aceitação: Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Influência Social, Condições Facilitadoras, Intenção Comportamental, Hábito e Preço.

No entanto, a análise realizada apenas permitiu a identificação de quatro determinantes de aceitação: Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Condições Facilitadoras e a Intenção Comportamental.

O primeiro determinante encontrado está relacionado com a valorização do Desempenho, isto é, corresponde a um indivíduo que valoriza principalmente o desempenho das ferramentas.

Para ele a adoção de novas ferramentas está dependente das vantagens geradas tanto ao nível de melhorias de performance como consequentemente a melhorias no lucro.

É esperado que o indivíduo que se encontre neste perfil apresente um nível mais executivo na organização.

Através da regressão clássica, foi possível verificar que a valorização do desempenho é tanto maior quanto maior for a idade do indivíduo, o que vai de encontro ao esperado, pois normalmente as posições executivas são ocupadas por indivíduos mais velhos.

Em Portugal, a formação académica dos gestores de muitas empresas ainda se encontra ao nível do ensino secundário, por esse motivo é normal uma das variáveis identificadas neste determinante esteja relacionada com esse fator.

Analogamente o segundo determinante corresponde às condições facilitadoras à adoção, isto é, para estes indivíduos a adoção de ferramentas de *Business Analytics* depende principalmente das características dos indivíduos.

Em especial, a capacidade de aprender e adotar novas tecnologias, capacidades maioritariamente visualizadas ao nível operacional da organização.

Verificou-se que, quanto maior for o envolvimento dentro de uma organização, maior a probabilidade da organização adotar ferramentas de *Business Analytics*, indo mais uma vez de encontro ao esperado.

Autores como Arasteh et al., (2011), Cokins (2013), Delen (2014) tinham antecipado que um dos principais obstáculos à implementação era a cultura organizacional, deste modo, era de esperar que indivíduos em empresas que valorizam o envolvimento e uma cultura organizacional aberta, estejam mais predispostos a adotar o BA.

A inexistência de mão-de-obra especializada é também comprometedor, como já tinha sido adiantado por Appelbaum et al. (2017), Delen (2014), Erffmeyer & Johnson (2001), McAfee et al. (2012), Mendoza et al. (2007), Payne & Frow (2006).

O terceiro determinante encontrado está relacionado com a Expectativa do Esforço, para estes indivíduos a adoção do Business Analytics depende do tempo necessário para a implementação, da segurança, da informação que irão conseguir obter e ainda do conhecimento que têm ou não da inteligência artificial.

Deste modo, podemos assumir que os indivíduos que dão mais valor a este determinante se encontram numa posição na organização mais tática. Verificou-se uma maior propensão de adoção por parte de indivíduos do sexo masculino.

No entanto, a nossa amostra está um pouco enviesada pois foram obtidas maior número de respostas de homens em posição de decisão tática do que mulheres.

A literatura, mais concretamente, Delen (2014) e McAfee et al. (2012), antecipava que as mudanças na organização, o tempo e a segurança seriam os dos principais impedimentos à adoção.

Todavia, os mesmo autores avançavam ainda com a questão do preço e do retorno como impeditivos, contudo esses motivos não foram considerados pelos inquiridos.

O último determinante encontrado é geral a toda a organização, uma vez que a problemática identificada não é dirigida a um setor específico, posto isto, a última determinante analisa a perceção que o indivíduo tem da Inteligência Artificial, e está relacionada com a determinante da Influência Social.

Verificou-se que a propensão para adotar ferramentas de Business Analytics diminui com a idade, podemos então assumir que são as gerações mais novas as mais preparadas e conscientes das vantagens da Inteligência Artificial.

Adicionalmente foi ainda possível observar que são os homens, e indivíduos de departamentos de IT e Desenvolvimento de Produto, os mais abertos à adoção, o que vai de acordo com o esperado pois são estas pessoas as mais informadas sobre as vantagens da Inteligência Artificial.

Retomado as hipóteses antecipadas, é agora possível concluir, que as motivações para adoção de *Business Analytics* dos indivíduos portugueses estão dependentes de diversos fatores, como anteriormente antecipado.

Autores como Erffmeyer & Johnson (2001), Mendoza et al. (2007), Mesquita et al. (2013), Payne & Frow (2006) e Riccio (1992) anteciparam que a perceção das vantagens seria diferente para os diversos níveis de gestão; deste modo não é surpreendente que os diferentes determinantes, desempenho, esforço e a intenção comportamental, estejam relacionadas a diferentes níveis hierárquicos.

O mercado em Portugal é ligeiramente pequeno, não existe grande heterogeneidade, por consequência não foi possível perceber uma diferença de vantagens relacionada com o tipo de mercado, como tinha sido adiantado por Mesquita et al., (2013), Rascao (2006), Riccio (1992) e Shuai et al. (2007).

Em conclusão, podemos assumir as motivações por detrás da adoção do Business Analytics dependem principalmente da posição hierárquica em que a pessoa esteja inserida.

Ainda, verificou-se ainda que o preço e o retorno do investimento, não são considerados impedimentos na adoção.

No entanto, o não conhecimento e o medo da inteligência artificial parecem ser os principais problemas dos indivíduos.

Capítulo 6

Conclusões

Síntese da Investigação

O objetivo central passou pela identificação das motivações para a adoção de ferramentas na população portuguesa.

Neste sentido, foi possível identificar quatro determinantes de aceitação: a expectativa de desempenho, do esforço as condições facilitadoras e a influência social.

Através da definição das determinantes, conseguimos verificar uma ligeira ligação entre estes e os diferentes níveis hierárquicos de uma organização, isto é, verificou-se que alguém num nível hierárquico superior valoriza principalmente o desempenho da ferramenta, em detrimento do esforço e das condições.

Foi possível apurar que, uma empresa que promova o envolvimento aumenta a probabilidade de sucesso na adoção das ferramentas de *Business Analytics*.

Concluiu-se também, que a propensão para adotar ferramentas de *Business Analytics* diminui com a idade, ou seja, verificamos que são as gerações mais novas as mais preparadas e conscientes das vantagens do BA.

Neste sentido, empresas com colaboradores mais novos são mais abertas para as novas ferramentas

Adicionalmente, foi ainda possível observar que são os homens, e indivíduos de departamentos de IT e Desenvolvimento de Produto os mais abertos à adoção, o que vai de acordo com o esperado, pois assume-se que são estas pessoas as mais informadas sobre as suas vantagens.

Todavia, verificou-se que o preço e o respetivo retorno financeiro não são os fatores mais importantes, ao contrário do que tinha sido avançado pela literatura.

No entanto, a conclusão mais importante foi a identificação do não conhecimento e do medo da inteligência artificial como os principais condicionantes à adoção.

Principais Contributos

As informações elaboradas pelo estudo resultante dos dados obtidos permitiram a identificação dos principais determinantes de aceitação do *Business Analytics* em Portugal, e deste modo a identificação das diferentes perceções dos indivíduos.

Ao nível da análise das perceções foi possível verificar que ao contrário do esperado o preço não é o maior impedimento à adoção, isto é, as empresas encontram-se dispostas a investir se percecionarem mais valias adjacentes.

Relativamente à análise dos fatores que levam ao abandono do Business Analytics verificou-se que a promoção de um maior envolvimento na organização e a existência de mão de obra especializada são fatores que contribuem para o sucesso da implementação.

Trabalho Futuro

No entanto, tratando-se de um estudo exploratório não foi possível, ainda assim administrá-lo num contexto mais adequado, como junto de empresas a quadros específicos das mesmas, de diferentes setores e dimensão.

Posto isto, num trabalho futuro seria mais vantajoso, além da aplicação do estudo junto de mais pessoas e até empresas, este ser completado com entrevistas e análise de conteúdo.

Deste modo, uma das principais limitações do estudo prende-se com o enviesamento da amostra, isto é, o facto de a maioria dos inquiridos se encontrar na área das tecnologias e/ou em posições que envolvem o conhecimento das ferramentas e algoritmos faz com que tenham uma perceção diferente das vantagens e desvantagens da mesma.

Referências Bibliográficas

- Acito, F., & Khatri, V. (2014). Business analytics: Why now and what next? *Business Horizons*, 57(5), 565–570.
<https://doi.org/10.1016/j.bushor.2014.06.001>
- Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017). Social Media and Fake News in the 2016 Election. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 211–236.
<https://doi.org/10.1257/jep.31.2.211>
- Amaral, L. (1994). PRAXIS: um referencial para o planeamento de sistemas de informação. Retrieved from <http://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/49>
- Anthony, R. N. (1965). *Planning and Control Systems: A Framework for Analysis [by]*. Division of Research, Graduate School of Business Administration, Harvard
- Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29–44.
<https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- Arasteh, A., Aliahmadi, A., Mahmoodi, H. S., & Mohammadpour, M. O. (2011). Role of information technology in business revolution. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 53(1), 411–420.
<https://doi.org/10.1007/s00170-010-2834-9>
- Azevedo, A. I. R. L., & Santos, M. F. (2008). KDD, SEMMA and CRISP-DM: a parallel overview. *IADS - DM*. Retrieved from <http://recipp.ipp.pt/handle/10400.22/136>
- Bertino, E., & Ferrari, E. (2018). Big Data Security and Privacy. In S. Flesca, S. Greco, E. Masciari, & D. Saccà (Eds.), *A Comprehensive Guide Through the*

- Italian Database Research Over the Last 25 Years* (pp. 425–439). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61893-7_25
- Bose, R., & Sugumaran, V. (2003). Application of knowledge management technology in customer relationship management. *Knowledge and Process Management, 10*(1), 3–17. <https://doi.org/10.1002/kpm.163>
- Cameron, M. P., Barrett, P., & Stewardson, B. (2016). Can Social Media Predict Election Results? Evidence From New Zealand. *Journal of Political Marketing, 15*(4), 416–432. <https://doi.org/10.1080/15377857.2014.959690>
- Cao, L. (2017). Data Science: A Comprehensive Overview. *ACM Comput. Surv., 50*(3), 43:1–43:42. <https://doi.org/10.1145/3076253>
- Chaudhuri, S., Dayal, U., & Narasayya, V. (2011). An overview of business intelligence technology. *Communications of the ACM, 54*(8), 88. <https://doi.org/10.1145/1978542.1978562>
- Chen, Chiang, & Storey. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly, 36*(4), 1165. <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Cokins, G. (2013). Top 7 trends in management accounting. *Strategic Finance, 95*(6), 21–30.
- Coming of Age Digitally: Learning, Leadership and Legacy | Deloitte Insights. (2018). Retrieved February 27, 2019, from <https://www2.deloitte.com/insights/us/en/focus/digital-maturity/coming-of-age-digitally-learning-leadership-legacy.html>
- Cooper, A. (2012). *What is Analytics? Definition and Essential Characteristics*.
- Cordeiro, S., & Gouveia, L. B. (2018). *Regulamento Geral de Proteção de Dados (RGPD): o novo pesadelo das empresas?* (report). *TRS Tecnologia, Redes e Computadores. Retrieved from <https://bdigital.ufp.pt/handle/10284/6714>

- Delen, D. (2014). *Real-World Data Mining: Applied Business Analytics and Decision Making* - Dursun Delen - Google Livros. Retrieved February 27, 2019, from [https://books.google.pt/books?hl=pt-PT&lr=&id=O_nbBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR6&dq=22.%09Delen,+D.+\(2014\).+Real-world+data+mining:+applied+business+analytics+and+decision+making.+FT+Press.&ots=McFdnnu-RZ&sig=CT8-rkq6rDTxAXSv2fT32xjCFbI&redir_esc=y#v=onepage&q=22.%09Delen%20C%20D.%20\(2014\).%20Real-world%20data%20mining%3A%20applied%20business%20analytics%20and%20decision%20making.%20FT%20Press.&f=false](https://books.google.pt/books?hl=pt-PT&lr=&id=O_nbBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR6&dq=22.%09Delen,+D.+(2014).+Real-world+data+mining:+applied+business+analytics+and+decision+making.+FT+Press.&ots=McFdnnu-RZ&sig=CT8-rkq6rDTxAXSv2fT32xjCFbI&redir_esc=y#v=onepage&q=22.%09Delen%20C%20D.%20(2014).%20Real-world%20data%20mining%3A%20applied%20business%20analytics%20and%20decision%20making.%20FT%20Press.&f=false)
- Demchenko, Y., Belloum, A., Los, W., Wiktorski, T., Manieri, A., Brocks, H., ... Brewer, S. (2016). EDISON data science framework: a foundation for building data science profession for research and industry. In *2016 IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science (CloudCom)* (pp. 620–626). IEEE.
- Erffmeyer, R. C., & Johnson, D. A. (2001). An exploratory study of sales force automation practices: expectations and realities. *Journal of Personal Selling & Sales Management*, *21*(2), 167–175.
- Evenson, D. P., & Wixon, R. (2008). Data analysis of two in vivo fertility studies using Sperm Chromatin Structure Assay–derived DNA fragmentation index vs. pregnancy outcome. *Fertility and Sterility*, *90*(4), 1229–1231. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2007.10.066>
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P., & Uthurusamy, R. (1996). *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. The MIT Press. Retrieved from <http://www.amazon.ca/exec/obidos/redirect?tag=citeulike09-20&path=ASIN/0262560976>

- Fickel, L. (1999). Know Your Customer: Intimacy, relationships, one-to-one-it's a giant lovefest out there. *CIO-FRAMINGHAM MA-*, 12, 62-75.
- Ford, M. (2015). *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*. Basic Books.
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. *Physics Reports*, 486(3–5), 75–174.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Ghosh, A., Gajar, P. K., & Rai, S. (2013). BRING YOUR OWN DEVICE (BYOD): SECURITY RISKS AND MITIGATING STRATEGIES. *Journal of Global Research in Computer Science*, 4(4), 62–70.
- Gibbert, M., Leibold, M., & Probst, G. (2002). Five styles of customer knowledge management, and how smart companies use them to create value. *European Management Journal*, 20(5), 459–469.
- GOZZI, S., FEDICHINA, M., & TOLEDO, L. (2004). Melhorando os negócios empresariais por meio dos sistemas ERP. *Seminário Em Administração FEA-USP*, 34.
- Hirsch, J. E. (2005). An index to quantify an individual's scientific research output. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(46), 16569–16572.
- Huda, M., Maselena, A., Atmotiyoso, P., Siregar, M., Ahmad, R., Jasmi, K., & Muhamad, N. (2018). Big data emerging technology: insights into innovative environment for online learning resources. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, 13(1), 23–36.
- Hurwitz, J. S., Nugent, A., Halper, F., & Kaufman, M. (2013). *Big data for dummies*. John Wiley & Sons.

- Iriana, R., & Buttle, F. (2007). Strategic, operational, and analytical customer relationship management: attributes and measures. *Journal of Relationship Marketing, 5*(4), 23–42.
- Jackson, C. M., Chow, S., & Leitch, R. A. (1997). Toward an understanding of the behavioral intention to use an information system. *Decision Sciences, 28*(2), 357–389.
- Jain, R., Jain, S., & Dhar, U. (2007). CUREL: A scale for measuring customer relationship management effectiveness in service sector. *Journal of Services Research, 7*(1).
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial Intelligence and the Future of Work.
- Kale, S. H. (2004). CRM failure and the seven deadly sins. *Marketing Management, 13*(5), 42–46.
- Kaye, D. (1995). Sources of information, formal and informal. *Management Decision, 33*(5), 13–15.
- Khodakarami, F., & Chan, Y. E. (2014). Exploring the role of customer relationship management (CRM) systems in customer knowledge creation. *Information & Management, 51*(1), 27–42.
- Kohavi, R., Rothleder, N. J., & Simoudis, E. (2002). Emerging trends in business analytics. *Communications of the ACM, 45*(8), 45–48.
- Lepistö, L. (2015). On the use of rhetoric in promoting enterprise resource planning systems. *Baltic Journal of Management, 10*(2), 203–221.
- Lindgreen, A., Hingley, M. K., Grant, D. B., & Morgan, R. E. (2012). Value in business and industrial marketing: Past, present, and future. *Industrial Marketing Management, 41*(1), 207–214.
- Lusch, R., Liu, Y., & Chen, Y. (2010). The phase transition of markets and organizations: the new intelligence and entrepreneurial frontier.

- Mahmud, I., Ramayah, T., & Kurnia, S. (2017). To use or not to use: Modelling end user grumbling as user resistance in pre-implementation stage of enterprise resource planning system. *Information Systems*, 69, 164–179.
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60–68.
- Mendoza, L. E., Marius, A., Pérez, M., & Grimán, A. C. (2007). Critical success factors for a customer relationship management strategy. *Information and Software Technology*, 49(8), 913–945.
- Mesquita, V., Faria, J., Gonçalves, D., & Varajão, J. (2013). Motivations for the adption of ERP and CRM systems: a comparative analysis. In *10th International Conference on Information Systems and Technology Management–CONTECSI* (pp. 1291–1301). Tecsi.
- Nguyen, T. H., Newby, M., & Macaulay, M. J. (2015). Information technology adoption in small business: Confirmation of a proposed framework. *Journal of Small Business Management*, 53(1), 207–227.
- O'Reilly, T. (2007). *What is Web 2.0: Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software* (SSRN Scholarly Paper No. ID 1008839). Rochester, NY: Social Science Research Network. Retrieved from <https://papers.ssrn.com/abstract=1008839>
- Payne, A., & Frow, P. (2006). Customer relationship management: from strategy to implementation. *Journal of Marketing Management*, 22(1–2), 135–168.
- PORDATA - Empresas: total e por dimensão. (2019). Retrieved March 6, 2019, from <https://www.pordata.pt/Portugal/Empresas+total+e+por+dimens%c3%a3o-2857>
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51–59.

- Ransbotham, S., & Kiron, D. (2017). Analytics as a Source of Business Innovation, 19.
- Rascao, J. P. (2006). *Da Gestão Estratégica à Gestão Estratégica da Informação: Como aumentar o tempo disponível para a tomada de decisão estratégica*. Editora E-papers.
- Riccio, E. L. (1992). *Uma contribuição ao estudo da contabilidade como sistema de informação* (text). Universidade de São Paulo. <https://doi.org/10.11606/T.12.1992.tde-19012009-121736>
- Rivest, S., Bédard, Y., & Marchand, P. (2001). Toward better support for spatial decision making: defining the characteristics of spatial on-line analytical processing (SOLAP). *GEOMATICA-OTTAWA-*, 55(4), 539–555.
- Ross, J. W., & Vitale, M. R. (2000). The ERP Revolution: Surviving vs. Thriving. *Information Systems Frontiers*, 2(2), 233–241. <https://doi.org/10.1023/A:1026500224101>
- Santos, M. Y., & Ramos, I. (2006). Como tornar o seu negócio realmente competitivo: desafios tecnológicos e de gestão.
- Schwab, K. (2017). *The Fourth Industrial Revolution*. Crown Publishing Group.
- Seward, J. B. (2017). *Paradigm Shift in Medical Data Management: Big Data and Small Data*. JACC: Cardiovascular Imaging.
- Sheth, J. N., Sisodia, R. S., & Sharma, A. (2000). The antecedents and consequences of customer-centric marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 28(1), 55–66. <https://doi.org/10.1177/0092070300281006>
- Shuai, J. J., Yi- Fen Sue, & Chyan Yang. (2007). The impact of ERP implementation on corporate supply chain performance. In *2007 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management* (pp. 1644–1648). Singapore: IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2007.4419471>
- Silva, R. V., & Neves, A. (2003). *Gestão de empresas-Na era do conhecimento* (1ª Edição ed.)—Editora Silabo.

- Simon, P. (2013). *Too big to ignore: the business case for big data*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Suchman, L., & Bishop, L. (2000). Problematizing “Innovation” as a Critical Project. *Technology Analysis & Strategic Management*, 12(3), 327–333. <https://doi.org/10.1080/713698477>
- Tomé, P. R. P. (1996). Sistema inteligente para processamento dos objectivos de uma organização. Retrieved from <http://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/2719>
- Umble, E. J., Haft, R. R., & Umble, M. M. (2003). Enterprise resource planning: Implementation procedures and critical success factors. *European Journal of Operational Research*, 146(2), 241–257. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00547-7](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00547-7)
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). *Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (SSRN Scholarly Paper No. ID 2002388). Rochester, NY: Social Science Research Network. Retrieved from <https://papers.ssrn.com/abstract=2002388>
- Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). Management challenges in creating value from business analytics. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626–639. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.02.023>
- Witten, I. H., & Frank, E. (2016). *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. San Diego, CA, USA: Elsevier Science & Technology Books.
- Xindong Wu, Xingquan Zhu, Gong-Qing Wu, & Wei Ding. (2014). Data mining with big data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(1), 97–107. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2013.109>
- Yan Huang, S., Huang, S., Wu, T., & Lin, W. (2009). Process efficiency of the enterprise resource planning adoption. *Industrial Management & Data Systems*, 109(8), 1085–1100. <https://doi.org/10.1108/02635570910991319>

Zheng, X., Chen, W., Wang, P., Shen, D., Chen, S., Wang, X., ... Yang, L. (2016).
Big Data for Social Transportation. *IEEE Transactions on Intelligent
Transportation Systems*, 17(3), 620–630.
<https://doi.org/10.1109/TITS.2015.2480157>

Apêndice A

Representação do Questionário:

Motivações para Introdução do Business Analytics

O Business Analytics adota métodos, algoritmos e tecnologias para análise de dados complexos nas unidades económicas. Nos últimos anos, a procura por esta abordagem e recursos, tem aumentado de acordo com diferentes motivações.

Assim sendo, o objetivo deste estudo é contribuir para a identificação das dimensões, mais importantes, das motivações na adoção de Business Analytics em Portugal.

*Obrigatório

Idade *

- < 18
- 18-25
- 26-40
- 41-65
- > 65

Sexo *

- Masculino
- Feminino

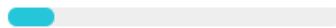
Escolaridade *

- Educação Primária
- Educação Básica
- Educação Secundária
- Licenciatura
- Mestrado
- Doutoramento

Exerce ou já exerceu alguma atividade profissional? *

- Sim
- Não

SEGUINTE



Página 1 de 7

Informação referente ao setor de atividade

Caso não esteja a trabalhar responda com base na sua última experiência profissional.

Setor de atividade em que trabalha/ trabalhou *

- CPR (Retalho, Venda por Grosso)
- Ciências da Vida/ Saúde
- TMT (Tecnologia, media e telecomunicações)
- Banca/ Finanças/ Seguros
- Serviços (serviços profissionais, serviços públicos, organizações)
- Produtos Industriais (manufatura, equipamentos, materiais)
- Infraestruturas (transportes, energia, construção e imobiliário)

Departamento em que trabalha/ trabalhou *

- Operações / Logística
- Gestão do Produto
- RD - Desenvolvimento de Produto
- Recursos Humanos
- Administração / Financeiro
- Executivo
- IT / Tecnologia / Digital
- Marketing
- Vendas
- Serviço ao cliente

Que vantagens considera importantes aquando da implementação do Business Analytics? *

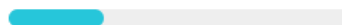
- Capacidade de Antecipar Eventos e Resultados
- Capacidade de Automatizar Processos
- Capacidade de Identificação de Padrões e Tendências
- Capacidade de Personalização do Conteúdo
- Capacidade de Gerar Soluções Automáticas

Que benefícios espera obter da introdução de Business Analytics?

- Optimização de Operações
- Melhoria da Relações com os consumidores (aumento do envolvimento)
- Transformação de Produtos e Serviços
- Melhoria da Produtividade

ANTERIOR

SEGUINTE



Página 2 de 7

Cultura Organizacional

Caso não esteja a trabalhar responda com base na sua última experiência profissional.

Quão competente é a sua empresa na valorização de uma cultura organizacional aberta? *

	1	2	3	4	5	
Muito Pouco Competente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Extremamente Competente

Quão competente é a sua empresa na adoção de tecnologias emergentes: *

	1	2	3	4	5	
Muito Pouco Competente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Extremamente Competente

Quão competente é a sua empresa em termos de análise e gestão de dados. *

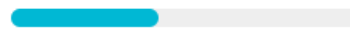
	1	2	3	4	5	
Muito Pouco Competente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Extremamente Competente

Quão competente é a sua empresa em termos de análise de dados avançadas. *

	1	2	3	4	5	
Muito Pouco	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Em Profunda transformação

ANTERIOR

SEGUINTE



Página 3 de 7

Inteligência Artificial

Na edição do WebSummit de 2017, o robot Sofia declarou: "Vamos roubar os vossos empregos".

Irá a Inteligência Artificial eliminar mais postos de trabalhos do que aqueles que irá criar? *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Completamente

A Inteligência Artificial ajuda apenas na automação dos processos: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Completamente

A Inteligência Artificial deve ser usada apenas na automação dos processos: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Completamente

Processo de Tomada de Decisão

Atualmente estamos expostos a grandes quantidades de informação provenientes de múltiplas fontes de dados.

Tendo em atenção o seu processo de tomada de decisão responda, por favor, às seguintes perguntas.

A tomada de decisão baseada na observação do passado é mais eficaz do que uma tomada de decisão baseada em métodos preditivos: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

Quando a tomada de decisão é baseada em métodos preditivos a decisão final está menos sujeita a falhas: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

A informação é um dos ativos mais importantes de uma empresa, desse modo é importante que tenhamos acesso à informação mais correta possível: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

O ERP e a sua componente de gestão operacional, colaborativa e analítica dos clientes (CRM) são recursos relativamente comuns nas empresas. Qual destes recursos utiliza mais como suporte à tomada de decisão?

- ERP
- CRM

ANTERIOR

SEGUINTE



Página 5 de 7

Implementação de Serviços

Tendo em conta os seguintes fatores, classifique-os de acordo com o valor que atribui aquando da implementação de um novo serviço.

Preço *

	1	2	3	4	5	
Nada Importante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Muito Importante

Mudanças necessárias na organização *

	1	2	3	4	5	
Nada Importante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Muito Importante

Retorno do Investimento *

	1	2	3	4	5	
Nada Importante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Muito Importante

Segurança e Privacidade *

	1	2	3	4	5	
Nada Importante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Muito Importante

Tempo necessário para a implementação *

	1	2	3	4	5	
Nada Importante	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Muito Importante

ANTERIOR

SEGUINTE

Página 6 de 7

Sistemas Tradicionais vs Sistemas baseados em Business Analytics

Os Sistemas de Informação de Base Tecnológica evoluíram. Tipicamente forneciam relatórios de controlo e apoio à tomada de decisão que procuravam perceber o que aconteceu ou que estava a acontecer.

O Business Analytics anunciou-se, com uma abordagem profundamente diferente, onde se adota métodos, algoritmos e tecnologias para análise de dados complexos nas unidades económicas.

Classifique os seguintes critérios de acordo com a sua perceção do que, eventualmente, melhorou.

O BA disponibiliza informação que potencia envolver mais o cliente: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

O BA dá à empresa maior capacidade analítica, o que implica adquirir maior competitividade: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

O BA pode contribuir para a evolução da cultura da empresa: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

O BA ao reunir informação de uma diversidade de fontes de dados, contribui para elevar o valor para a empresa: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

O BA tem o mérito de desafiar o desenvolvimento de melhores métricas de análise: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

Implementar o BA perspectiva à empresa ter dados para melhorar o seu desempenho: *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

A introdução do BA é importante na captação e manutenção de clientes. *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

A introdução do BA é importante na melhoria das parcerias e comunicações com outras empresas. *

	1	2	3	4	5	
Discordo Completamente	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Concordo Totalmente

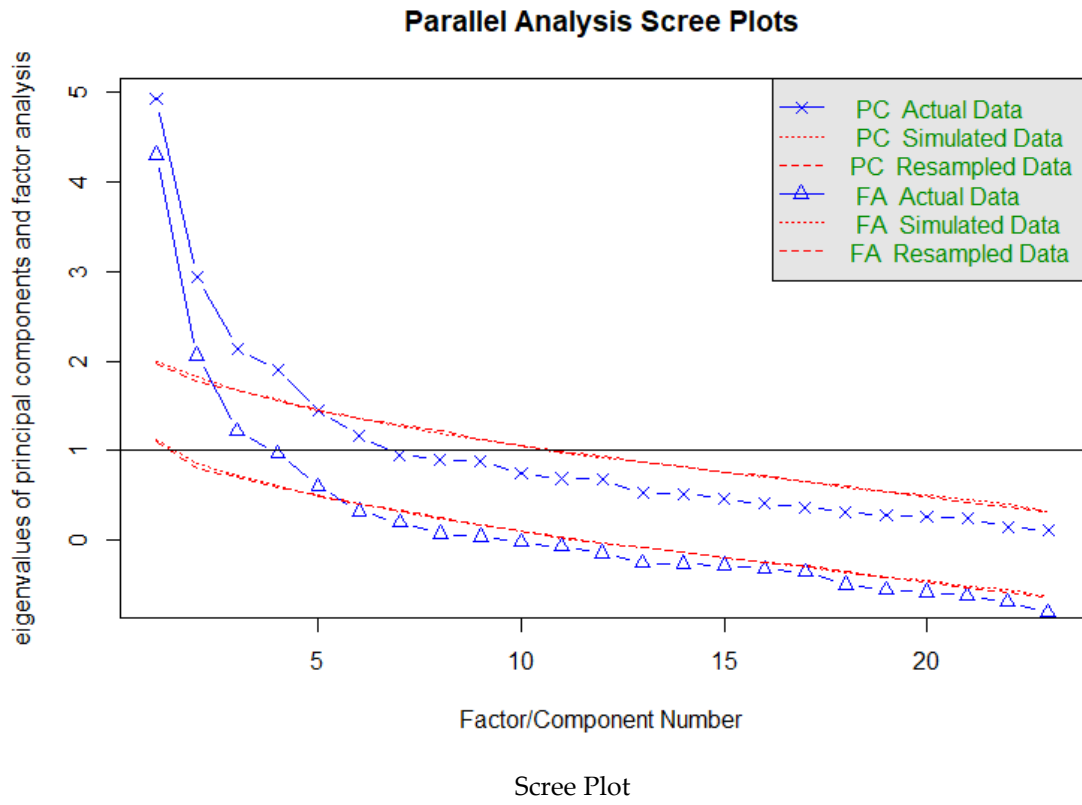
ANTERIOR

SUBMETER

 Página 7 de 7

Apêndice B

Análise em R



```

Variables
  Dim.1   ctr   cos2   Dim.2   ctr   cos2   Dim.3   ctr   cos2   Dim.4   ctr   cos2
Comp | 0.342  2.372  0.117 | 0.648 14.285  0.420 | 0.085  0.341  0.007 | -0.029  0.043  0.001
Factor Analysis using method = pa
Call: fa(r = d3, nfactors = 4, rotate = "oblimin", fm = "pa")
standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
  PA1   PA2   PA4   PA3   h2   u2   com
Comp   0.00  0.62  0.09  0.01  0.40  0.60  1.0
CompEp 0.08  0.80 -0.09 -0.01  0.66  0.34  1.0
CompGD -0.07  0.88  0.05  0.09  0.78  0.22  1.0
CompGDA 0.01  0.83 -0.06 -0.05  0.69  0.31  1.0
IA     -0.12 -0.19  0.37  0.35  0.29  0.71  2.7
IA2    0.02 -0.05 -0.09  0.67  0.45  0.55  1.0
IA3    0.00  0.07  0.00  0.85  0.74  0.26  1.0
TD1    0.01  0.07  0.25  0.21  0.12  0.88  2.1
TD2    0.09  0.02  0.12  0.30  0.12  0.88  1.6
INF    0.07  0.09  0.39 -0.16  0.21  0.79  1.5
PRICE  0.05 -0.09  0.36  0.02  0.15  0.85  1.2
CHANCES 0.04  0.28  0.43 -0.02  0.29  0.71  1.7
RETURN 0.17 -0.14  0.60  0.02  0.45  0.55  1.3
SAFETY 0.01 -0.08  0.53 -0.03  0.28  0.72  1.1
TIME   -0.18  0.11  0.43 -0.20  0.21  0.79  2.0
BAC1   0.52  0.17  0.15 -0.04  0.40  0.60  1.4
BAC2   0.80 -0.09 -0.07 -0.04  0.61  0.39  1.0
BAC3   0.53  0.17  0.10 -0.11  0.39  0.61  1.4
BAC4   0.79  0.01 -0.03  0.03  0.61  0.39  1.0
BAC5   0.85 -0.01 -0.05  0.02  0.69  0.31  1.0
BAC6   0.65  0.12  0.19  0.05  0.56  0.44  1.2
BAC7   0.45  0.14  0.27  0.02  0.39  0.61  1.9
BAC8   0.60 -0.16  0.03  0.02  0.37  0.63  1.1

                PA1  PA2  PA4  PA3
SS loadings      3.74  2.81  1.79  1.53
Proportion Var   0.16  0.12  0.08  0.07
Cumulative Var   0.16  0.28  0.36  0.43
Proportion Explained 0.38  0.29  0.18  0.15
Cumulative Proportion 0.38  0.66  0.85  1.00

with factor correlations of
  PA1  PA2  PA4  PA3
PA1  1.00  0.13  0.27 -0.04
PA2  0.13  1.00  0.07  0.01
PA4  0.27  0.07  1.00  0.04
PA3 -0.04  0.01  0.04  1.00

```

Análise Fatorial Exploratória

