

MESTRADO
CIÊNCIAS EMPRESARIAIS

TRABALHO FINAL DE MESTRADO

DISSERTAÇÃO

IMPACTO DO *BIG DATA E ANALYTICS* NA PERFORMANCE
DA INDÚSTRIA HOTELEIRA NACIONAL

TIAGO REIS CARNEIRO

ORIENTAÇÃO: PROFESSORA DOUTORA WINNIE NG PICOTO

OUTUBRO 2017

Impacto do *Big data Analytics* na performance da indústria hoteleira nacional

Por Tiago Carneiro

Resumo

A temática do *big data* (BD) e *big data analytics* (BDA) tem ganho uma crescente importância na comunidade académica, sendo, no entanto, ainda escassos os trabalhos que aprofundam a questão no âmbito da gestão hoteleira.

O presente estudo ambiciona complementar e aprofundar o trabalho de investigação já realizado nesta matéria, identificando os factores que influenciam a implementação de ferramentas de BDA e analisando o impacto que estas últimas têm na performance de um hotel.

Neste sentido, foi conduzido um estudo quantitativo que implicou o desenvolvimento de um modelo conceptual adequado. Com o objectivo de avaliar o modelo proposto, foi realizado um questionário a uma amostra de 50 hotéis portugueses, tendo os dados recolhidos sido analisados através do *software* SMART PLS 3.0.

Da análise dos dados recolhidos resultou que os factores organizacionais e ambientais, afectam indirectamente a utilização de BDA através da função de apoio exercida pela gestão de topo. Adicionalmente, ficou demonstrada a existência de um impacto parcial do uso de BDA na performance de um hotel.

Palavras-chave: *big data, big data analytics, capacidades dinâmicas, modelo tecnológico-organizacional-ambiental, hotel, performance.*

Abstract

Although the big data (BD) and big data analytics (BDA) are gaining increasing importance in the academic community, the studies concerning the hotel management area are practically inexistent.

The present study aims at complementing the research work already carried out in this area, by means of identifying the factors that influence the implementation of BDA and analyzing their impact in the hotel performance.

To that end, a quantitative study was performed, which implied the development of an adequate conceptual model. To evaluate the proposed model, a questionnaire was carried out on a sample of 50 Portuguese hotels, and the collected data was analyzed through SMART PLS 3.0 software.

From the analysis of the collected data, we conclude that the organizational and environmental factors affect indirectly the use of BDA through the top management support. Moreover, a partial impact of the BDA use on a hotel performance was evidenced.

Keywords: big data, big data analytics, dynamic capabilities, technological-organizational-environmental framework, hotel, performance.

Agradecimentos

À Professora Doutora Winnie Picoto, pela paciência e disponibilidade.

Ao Carlos, ao Pedro e ao Tiago, pelo desafio e motivação.

À Maria, pela exigência e dedicação.

Índice

Resumo.....	II
Abstract	III
Agradecimentos	IV
Índice de figuras.....	VI
Índice de tabelas	VI
Siglas e acrónimos.....	VII
1. Introdução.....	1
2. Revisão de literatura.....	4
2.1. Big data (BD).....	4
2.2. Big data analytics (BDA).....	9
2.3. Capacidades dinâmicas.....	12
2.4. Modelo tecnológico-organizacional-ambiental (TOA).....	14
3. Modelo e formulação de hipóteses.....	15
3.1. A estrutura TOA e o uso de BDA	17
3.2. O impacto do BDA na performance.....	17
3.2.1. Desempenho financeiro	17
3.2.2. Satisfação dos <i>stakeholders</i>	18
3.2.3. Retenção de clientes	19
3.2.4. Reputação	19
3.3. Influência dos factores TOA no uso de BDA.....	20
3.3.1. Influência dos factores tecnológicos	20
3.3.2. Influência dos factores organizacionais e ambientais.....	22
4. Metodologia	24
5. Análise dos dados e discussão dos resultados	26
5.1. Caracterização da amostra	27
5.2. Modelo de medida	28
5.3. Modelo estrutural	30
6. Discussão dos resultados	32
7. Conclusões, limitações do estudo e recomendações para pesquisas futuras	34
8. Referências bibliográficas	37
Anexos.....	42

Índice de Figuras

Figura 1 – Modelo conceptual.....	16
Figura 2 – Modelo Conceptual – Resultados do PLS (n=50)	31

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Caracterização dos respondentes.....	27
Tabela 2 – Fiabilidade da Consistência Interna e Confiabilidade.....	29
Tabela 3 – AVE e o Quadrado das correlações das Variáveis Latentes	30
Tabela 4 – Avaliação das Hipóteses.....	32

Siglas e Acrónimos

BD – *Big Data*

BD – *Big Data Analytics*

TOA – Modelo Tecnológico-Organizacional-Ambiental

TI – Tecnologias de Informação

PLS – *Partial Least Squares*

AVE – Variância Média Extraída

BI&A – *Business Intelligence and analytics*

“Without data you’re just another person with an opinion”

W. Edwards Deming

1. Introdução

O *Big data* (BD) – um tema cada vez mais recorrente na área da investigação – tem a capacidade de acrescentar valor a produtos ou serviços das indústrias ou empresas (Ang and Seng, 2016).

Em tempos voláteis como aqueles em que vivemos, as empresas que conseguem tomar melhores decisões de forma mais célere e conseguem criar valor através dos dados que têm disponíveis, estão em vantagem em relação aos seus concorrentes (Ziora, 2015, Pei-Ju Lucy et al., 2017). O crescimento das redes sociais e o aumento de conteúdo on-line produzido por consumidores, estimulou o desenvolvimento de ferramentas de análise de dados que permitem resolver problemas do dia-a-dia (Xiang et al., 2015).

Segundo os dados publicados pela Goldman Sachs (2015), entre 2010 e 2015 a penetração de *smartphones* no mercado global aumentou 56 p.p., o número de utilizadores activos no *facebook* aumentou 161%, e o número de horas de vídeo publicado no *youtube* aumentou 16,67 vezes. Em contrapartida, o preço dos *smartphones* e equipamento electrónico diminuiu 58%. A tecnologia veio revolucionar a forma como nos relacionamos com o mundo. De acordo com a (IBM, 2013) são gerados por dia cerca de um *exabyte* de dados (10^{18}).

Enquanto todos estes dados se vão acumulando, a forma como as empresas gerem e analisam esta informação determinará o seu sucesso, na medida em que sejam capazes de transformar os dados disponíveis numa vantagem competitiva e estratégica (Baesens et al., 2014, Worster et al., 2014).

A análise de grandes volumes de dados já é utilizada em diferentes áreas de actividade: na área financeira, na área das telecomunicações, na área da saúde, na área da biotecnologia, na área da pesquisa científica, na área do estudo espacial, do TI, do *e-commerce*, da publicidade, do turismo, das redes sociais, das páginas de informação, e em todas as indústrias que tenham um alcance globalizado (Kościelniak and Puto, 2015). Poucas são, no entanto, as que conseguem utilizar de forma otimizada os dados para, a partir deles, criarem valor (Bryant et al., 2008).

No sector hoteleiro, existe um fosso entre o que os gestores acreditam que os consumidores valorizam quando seleccionam e avaliam uma unidade hoteleira, e o que os consumidores realmente valorizam (Lockyer, 2005). O desenvolvimento do tema BD, veio dotar a indústria hoteleira de novas áreas de conhecimento, capazes de auxiliar o processo de tomada de decisão tendo por base informação muito mais dinâmica e actual (Xiang et al., 2015).

A *MIT Sloan Management Review*, em conjunto com IBM (LaValle et al., 2011), realizaram um inquérito junto de quase 3000 executivos, gestores e analistas de todo o mundo, com o objectivo de ajudar as empresas a perceber a importância do BDA. Alguns dos resultados obtidos evidenciam que: i) as empresas com melhor performance utilizam mais ferramentas avançadas de análise de dados do que as empresas com pior performance; ii) a análise dos dados oferece valor às empresas; iii) metade dos inquiridos consideram que o investimento na análise dos dados é prioritário para as suas organizações; e iv) a tomada de decisão baseada na análise de dados (e não apenas na intuição) assume um papel de extrema importância.

Também em um inquérito realizado pela Accenture (2014), 92% dos inquiridos revelaram-se satisfeitos com os resultados económicos obtidos a partir do BD, e 94% reconheceram que a implementação de BD nas suas organizações veio dar resposta às suas necessidades. Os resultados deste inquérito indicam ainda que as empresas de maior dimensão têm maior propensão para qualificar o BD como uma ferramenta fundamental no âmbito da estratégia digital das organizações.

Dada a actualidade do tema e a importância que o BD pode desempenhar no futuro da indústria hoteleira nacional, a qual desempenha um papel fulcral no plano da economia nacional, torna-se premente perceber se existe algum impacto da utilização de ferramentas de *big data analytics* na performance hoteleira. Assim, formulamos as seguintes questões, a que nos propomos a responder nos próximos capítulos:

Q1. Qual é o impacto das ferramentas de *Big data analytics* (BDA) na performance hoteleira?

Q2. Quais os factores que influenciam o uso de *Big data analytics* (BDA) por parte de um hotel?

Temos como objectivos principais: (1) identificar os principais factores que influenciam a implementação de ferramentas de BDA; (2) identificar indicadores de performance para o sector hoteleiro (3) construir um modelo conceptual que nos permita compreender qual o impacto do BDA na performance de um hotel; (4) operacionalizar e testar empiricamente o modelo conceptual.

2. Revisão de Literatura

No presente capítulo pretendemos fundamentar teoricamente o nosso estudo. Começaremos por abordar o tema *big data* (BD) e, de seguida, trataremos o tema *big data analytics* (BDA). Adicionalmente, abordaremos dois temas igualmente relevantes para o nosso estudo: as competências dinâmicas e o modelo tecnológico-organizacional-ambiental (TOA).

2.1. Big Data (BD)

Na sequência do rápido e prolífero desenvolvimento das tecnologias de informação e de comunicação, o BD tornou-se um inquestionável activo para as organizações (Nguyen et al., 2017). Por esse motivo, o BD tornou-se num dos tópicos mais discutidos pelos investigadores especialistas da área (Rajeshwari, 2015).

O BD é gerado através de inúmeras fontes, incluindo tráfego de internet, transacções telefónicas, conteúdo gerado por utilizadores, redes sociais, sensores, transacções empresariais, e ainda através de outros domínios operacionais como é o caso da bioinformática e dos cuidados de saúde e finanças (George et al., 2014). Um dos tópicos mais estudados traduz-se na perspectiva técnica subjacente ao armazenamento de dados, i.e., de que forma conseguiremos captar e armazenar dados em larga escala (Pospiech and Felden, 2012). Pospiech and Felden (2012) referem que a utilização dos dados numa vertente técnica, e a utilização dos dados numa vertente funcional, são dois campos de estudo bastante relevantes. Rajeshwari (2015) refere-nos oito tópicos que têm sido amplamente discutidos na comunidade científica: (1) a expansão do BD; (2) a conectividade entre o BD e a computação em nuvem; (3) a conectividade entre Internet

das coisas e BD; (4) a conectividade entre *Hadoop* e BD; (5) o armazenamento de BD; (6) a análise de BD; (7) as aplicações do BD; (8) as limitações do BD.

Segundo Lohr (2012), os dados são cada vez mais, e na sua maioria, não estruturados. O aumento de dados tem estimulado o desenvolvimento de poderosas ferramentas informáticas capazes de retirar informação e valor desses dados.

Interessa então perceber por que razão o BD é qualificado como BD. Existe muito pouco consenso na literatura sobre esta questão fundamental (Haider, 2015).

A história de como o BD se tornou realmente “*BIG*” começou bem antes de toda esta corrente sobre o tema (Jifa and Lingling, 2014). No final da década de 1980 e início da década de 1990, deu-se uma mudança fundamental na computação, traduzida na substituição dos sistemas centralizados pelos sistemas distribuídos. Com o aparecimento dos sistemas distribuídos, houve um aumento dos dados distribuídos (Ferguson, 2013). Temos vindo a acumular dados desde o início da era digital com registo, no entanto, a evolução tecnológica que se tem sentido nos últimos anos fez com que estejamos hoje a acumular dados a um ritmo alucinante (Liu, 2014). Note-se que há 20 ou 30 anos atrás, os dados sobre a actividade económica eram relativamente escassos. Num curto espaço de tempo, verificou-se uma mudança drástica. Tal mudança deve-se em parte ao aparecimento da Internet, onde tudo fica registado, e também dos *smartphones*, sensores, *scanners* e redes sociais, i.e. fontes de dados que fazem com que deixemos uma pegada de dados atrás de nós (Einav and Levin, 2013).

Em 2001, Douglas Laney descreveu o BD como um grande conjunto de dados, gerado de forma muito rápida e contendo muita informação (Kościelniak and Puto, 2015).

Por seu lado, Boyd and Crawford (2012) definem o BD como um fenómeno cultural, tecnológico e académico, que resulta da interacção de:

- (1) Tecnologia: recolha, análise, relacionamento e comparação de grandes conjuntos de dados através da maximização da capacidade computacional e do rigor algorítmico;
- (2) Análise: identificação de padrões para uma melhor tomada de decisão;
- (3) Mitologia: Convicção generalizada de que, através de um grande conjunto de dados, se alcança um maior conhecimento, capaz de gerar valor objectivo e preciso, que seria inalcançável de outra forma.

Quando se tenta definir o BD, a primeira característica que nos surge é a dimensão. No entanto, nos últimos anos, têm vindo a ser sugeridas outras características para classificar o BD (Haider, 2015).

As últimas definições apresentadas têm em consideração 5 “V’s”: volume, velocidade, variedade, veracidade e valor (Wamba et al., 2017, Assunção et al., 2015).

O Volume refere-se à magnitude dos dados (Haider, 2015). Dito de outro modo, existem grandes quantidades de dados (Ziora, 2015). A título exemplificativo, desde o início da era digital, e até 2003, criaram-se 5 biliões de gigabytes de dados. Em 2011, a mesma quantidade de dados era criada em apenas dois dias. Em 2013 a mesma quantidade de informação era criada a cada 10 minutos (Liu, 2014).

A Velocidade refere-se à celeridade a que são produzidos os dados e à rapidez no plano da análise e da actuação que é exigida. Com efeito, a proliferação de dispositivos digitais como os *smartphones* e os sensores conduziu a um aumento exponencial da criação de

dados, o que conduziu à necessidade de analisar e planear em tempo real a informação recolhida (Haider, 2015).

Adicionalmente, a Variedade dos dados refere-se à sua heterogeneidade ao nível do respectivo formato. Com efeito, os dados podem apresentar diferentes formatos (a título exemplificativo, podem assumir a forma de bases de dados, imagens ou documentos). Podem ainda consubstanciar registos mais complexos, como mensagens, publicações nas redes sociais ou mesmo dados provenientes de sensores (McAfee et al., 2012, Ziora, 2015). Acresce que os dados podem ser estruturados ou não estruturados. Segundo Kenneth Cukier, os dados estruturados, que se podem encontrar em tabelas ou em bases de dados relacionais, constituem apenas 5% da totalidade dos dados existentes. Ao invés, o texto, as imagens, o áudio e o vídeo são exemplos de dados não estruturados (Haider, 2015).

A dimensão Veracidade tem em consideração dois aspectos distintos: a consistência dos dados, que pode ser definida pela validade estatística dos dados; e a confiabilidade, que está relacionada com a origem dos dados, o método de processamento, a recolha dos dados e a origem de instituições fidedignas e credíveis (Demchenko et al., 2013). A veracidade assegura que os dados utilizados são autênticos, confiáveis e protegidos de acessos não autorizados e de possíveis adulterações (Demchenko et al., 2013).

O Valor é um aspecto muito importante do BD, que se define pela capacidade dos dados produzirem valor para um determinado processo, actividade ou análise/hipótese preditiva (Demchenko et al., 2013). O valor refere-se à importância de se conseguir retirar valor económico a partir dos dados recolhidos (Wamba et al., 2015).

A Veracidade e o Valor são duas dimensões muito relacionadas com o BDA, porque sem processamento, a recolha e armazenamento de dados não seria capaz de criar grande valor (Nguyen et al., 2017).

Importa então perceber que vantagens traz o BD para as organizações, de que forma podem essas organizações ganhar vantagem competitiva, e como poderão os seus gestores tomar melhores decisões a partir do valor proveniente de todos estes dados.

George et al. (2014) sustentaram que o BD se está a tornar numa ferramenta que servirá para prever a probabilidade de um determinado evento. Krajicek (2014) defende que o BD está a transformar as cadeias de valor e os próprios modelos de negócio, sendo certo que os dados obtidos assumem um papel crucial no âmbito da avaliação das empresas.

Worster et al. (2014) afirmaram que a utilização de BD por parte das empresas se tem tornado numa importante forma de manterem uma vantagem competitiva e melhorarem a sua performance. McAfee et al. (2012) questionaram executivos de 330 empresas norte americanas sobre a sua gestão tecnológica e cruzaram essa informação com dados de performance das empresas através dos seus relatórios anuais, tendo concluído que as empresas focadas nos dados apresentavam uma melhor performance financeira, sendo 5% mais produtivas e 6% mais lucrativas do que as restantes. McAfee et al. (2012) prevêem, pois, que o BD pode criar um novo paradigma organizacional, alterando a valorização da experiência, da perícia e das práticas de gestão, pelas capacidades dos líderes de utilizar e analisar a miríade de dados à sua disposição. Segundo estes autores, este novo paradigma vai revolucionar o mundo da gestão.

2.2. Big Data Analytics (BDA)

Tão importante como os dados, são as metodologias utilizadas para os analisar (George et al., 2014). O BDA pretende gerar valor que seja capaz de complementar outras fontes, mais estáticas, tradicionalmente mais utilizadas (Xiang et al., 2015).

O BD não tem valor se não houver um contexto (Huang and Huang, 2015, Nguyen et al., 2017). O seu verdadeiro potencial é atingido quando consegue influenciar a tomada de decisão (Haider, 2015). O BDA aplica técnicas estatísticas, *data mining*, *text mining* e modelos matemáticos tendo em vista a previsão de resultados futuros com base em dados históricos (Brown-Liburd et al., 2015, Haider, 2015). Os padrões de dados históricos permitem que as organizações identifiquem oportunidades e riscos (Liu, 2014).

O processo de extracção de valor do BD pode ser dividido em cinco fases distintas: [1] aquisição e registo, [2] extracção, selecção e anotação, [3] integração, agregação e reprodução, [4] criação de modelos e análise, [5] interpretação. Estas cinco etapas formam dois grandes subprocessos: as primeiras três etapas integram a gestão de dados e as últimas duas integram a análise (Labrinidis and Jagadish, 2012). O processo de BDA deve ser visto apenas como um subprocesso de extracção de valor dos dados (Haider, 2015).

Algumas ferramentas utilizadas para analisar dados são (Haider, 2015): análise de texto (*text mining*), que consubstancia uma técnica utilizada para extrair informação de dados em formato de texto; análise de áudio, que consiste na revisão e extracção de informação a partir de dados áudio não estruturados; análise de vídeo, que engloba várias técnicas que têm em vista monitorizar, analisar e extrair informação relevante de

dados não estruturados de vídeo; análise de redes sociais, através da qual se escrutina os dados estruturados e não estruturados ali divulgados; e análise previsional, que abrange uma variedade de técnicas que prevêm resultados futuros, tendo por base dados históricos e correntes.

A extracção, análise e interpretação de dados, permite que as organizações se tornem proactivas e se foquem no futuro (Liu, 2014). Segundo um estudo realizado pela Bloomberg Businessweek (2011), 97% das organizações com receita acima dos \$100 milhões usavam alguma forma de *business analytics*.

Chiang and Storey (2012) descrevem a evolução do BI&A ao longo dos últimos anos e identificam quais as potenciais aplicações deste tipo de análise:

BI&A 1.0 está focado nos conteúdos estruturados e na gestão de bases de dados. Os tipos de análise mais comuns neste tipo de sistemas são essencialmente estatísticos.

BI&A 2.0 está focado nos conteúdos não estruturados e baseados na Web. Através da recolha dos padrões de pesquisa e interações dos utilizadores, este tipo de análise permitiu perceber as necessidades dos consumidores e identificar novas oportunidades de negócio.

BI&A 3.0 aparece com o desenvolvimento e aumento da penetração no mercado dos *smartphones* e sensores. Este tipo de análise ainda em desenvolvimento permite apurar informações pessoais, com informação da localização e enquadradas no contexto.

Este tipo de informação tem aplicação útil em diferentes áreas de actividade como é o caso do comércio online, do marketing digital, da saúde e bem-estar, da segurança e da segurança pública (Chiang and Storey, 2012).

O BDA pode ainda ser visto como um novo paradigma na obtenção de informação, capaz de utilizar diversas ferramentas estatísticas para fazer deduções sobre a realidade através de dados em grande escala (Xiang et al., 2015, Brynjolfsson and McAfee, 2011, Gillon et al., 2012).

Importa então perceber qual a relevância do tema para o sector em estudo: de que forma está o BDA a revolucionar a indústria hoteleira?

Os hotéis oferecem, em regra, serviços e produtos muito semelhantes, pelo que é fundamental que cada uma das unidades hoteleiras apresentem elementos diferenciadores, que os destaquem dos seus concorrentes (Xiang et al., 2015, Pei-Ju Lucy et al., 2017).

A utilização de ferramentas de BDA desempenha, pois, uma função preponderante na compreensão dos consumidores, dos concorrentes, das próprias características de mercado, do ambiente, do impacto das novas tecnologias e fornecedores (Xiang et al., 2015). A análise de redes sociais e conteúdos gerados por consumidores tem, aliás, vindo a alcançar uma posição de destaque, dada a sua capacidade de criar valor a partir desses dados (George et al., 2014). Com efeito, é inegável que o número de *websites* relacionados com a indústria hoteleira que são responsáveis pela gestão de reservas e que acumulam grandes quantidades de dados provenientes de consumidores tem vindo a aumentar drasticamente (Pei-Ju Lucy et al., 2017). Note-se que a análise destes dados dos consumidores permite, inevitavelmente, uma compreensão diferente sobre os comportamentos do consumidor, incentivando a formulação de estratégias de marketing mais adequadas e direccionadas aos consumidores (Erevelles et al., 2016). Ghose and Ipeirotis (2011) recorreram a conteúdo em formato de texto, aliado às

características do avaliador para estimar a utilidade e o impacto económico das avaliações hoteleiras *online*. A este respeito, é importante salientar que as tecnologias de análise de sentimentos que são capazes de extrair opiniões de dados não estruturados podem ser ferramentas muito interessantes para melhorar a capacidade de gerir a reputação de uma organização e previsão de tendências de mercado (Xiang et al., 2015).

2.3. Capacidades Dinâmicas

A temática das capacidades dinâmicas tem, nos últimos anos, sido alvo de vários estudos e investigação por autores da área da economia (Schilke, 2014, Di Stefano et al., 2014). Em geral, o estudo das capacidades dinâmicas tem em vista compreender como é que as organizações criam e adaptam a sua base de recursos de forma a maximizar a sua interação com o ambiente em que se enquadram (Schilke, 2014).

Eisenhardt and Martin (2000) consideram que as capacidades dinâmicas se traduzem em processos empresariais através dos quais a utilização de recursos é feita de molde a igualar ou provocar mudanças no mercado. Os referidos autores acrescentam que são estas capacidades dinâmicas – traduzidas em rotinas estratégicas e organizacionais – que permitem que as organizações reorganizem os seus recursos enquanto os mercados se desenvolvem e morrem. O formato das capacidades dinâmicas difere consoante o dinamismo do mercado: enquanto num mercado moderadamente dinâmico, as capacidades dinâmicas dependem do conhecimento actual e de processos estáveis, num mercado enquadrado num contexto ambiental extremamente dinâmico, as

capacidades dinâmicas dependem da rápida criação de novo conhecimento e de processos mais instáveis (Eisenhardt and Martin, 2000).

Teece et al. (1997) definem capacidades dinâmicas como a “agilidade com que a empresa integra, constrói e reconfigura competências internas e externas, em reacção a ambientes em constante alteração”.

As organizações têm que ser capazes de fazer mudanças bruscas para se adaptarem aos estímulos do ambiente (Teece, 1998). O mesmo autor sustenta que neste contexto ambiental, a recompensa é muito pequena para quem é demasiado conservador e avesso a mudança, e muito grande para quem rapidamente consegue identificar e actuar sobre as oportunidades do mercado.

Ora, uma reconfiguração e transformação efectiva das competências base das empresas requer uma notável capacidade de compreensão do ambiente e das suas alterações, bem como uma constante vigilância dos mercados e tecnologias e uma grande vontade de analisar e adoptar melhores práticas (Braganza et al., 2017). Para o efeito, as organizações combinam competências, dados, tecnologias e experiência de forma a conseguirem criar produtos ou serviços capazes de gerar receita, ou conseguirem melhorar processos e aumentar a eficiência empresarial. As capacidades dinâmicas, em última instância, promovem novas ideias dentro das organizações (Braganza et al., 2017).

Chen et al. (2015) consideram que o uso de BDA pela organização cria uma capacidade dinâmica pois permite criar rotinas de criação de conhecimento, especialmente quando o dinamismo ambiental é muito elevado. As rotinas de criação de conhecimento são consideradas capacidades dinâmicas essenciais (Eisenhardt and Martin, 2000). O BDA

pode ainda ser considerado uma capacidade organizacional de processamento de informação, que estimula a criação de valor e agiliza o processo de tomada de decisão estratégico. Por esse motivo, acreditamos que existe base teórica para considerarmos o BDA como uma capacidade dinâmica, e para justificar o impacto do BDA na criação de valor por parte da organização.

2.4. Modelo Tecnológico-Organizacional-Ambiental (TOA)

O modelo tecnológico-organizacional-ambiental (TOA) reflecte a aceitação tecnológica por parte de uma organização (Tornatzky et al., 1990). O modelo analisa o possível impacto de três contextos – o tecnológico, o organizacional e o ambiental – na adopção de inovação tecnológica por parte da organização (Salleh et al., 2015).

Em primeiro lugar, o contexto tecnológico faz referência a tecnologias internas e externas que podem ser relevantes para a organização. A adequação entre a tecnologia existente e a nova tecnologia que se pretende implementar na organização vai ser determinante na decisão final de adopção da nova tecnologia (Salleh et al., 2015).

Em segundo lugar, o contexto organizacional integra múltiplas vertentes de uma organização, como a estratégia, a cultura, a estrutura orgânica e as políticas empresariais (Teo et al., 2006). Estes procedimentos formais e informais, podem ter um impacto na adopção de novas tecnologias (Salleh et al., 2015).

Em último lugar, o contexto ambiental consubstancia o enquadramento no âmbito da qual a empresa actua: a sua indústria, os concorrentes, o acesso a fornecedores, o governo do país em que exerce actividade (Tornatzky et al., 1990). Este contexto ambiental sugere fundamentalmente que as organizações estão sujeitas a influências

externas na altura de implementação de novas tecnologias inovadoras (Salleh et al., 2015).

No âmbito da análise da implementação de BDA, Chen et al. (2015) sugerem duas alterações ao modelo original de TOA, nomeadamente a incorporação da perspectiva comportamental das organizações (traduzida na influência exercida pelos agentes decisores) e a inclusão do apoio da gestão de topo como mediador dos factores TOA organizacional e ambiental, por um lado, e a utilização de BDA, por outro. Assim, o factor tecnológico terá um impacto directo na utilização de BDA, e os factores organizacional e ambiental serão mediados pelo apoio da gestão de topo.

Sendo o trabalho de Chen et al. (2015) relacionado com a nossa temática, corroboramos o seu entendimento nesta matéria, pelo que na presente obra, adoptaremos o procedimento por ele sugerido.

3. Modelo e Formulação de Hipóteses

O objectivo deste trabalho é analisar os factores que têm impacto na implementação de BDA e aferir em que medida a utilização de ferramentas de BDA influencia a performance de um hotel. A figura 1 ilustra o modelo de investigação, bem como as relações que pretendemos analisar e testar. Pretendemos através do modelo de investigação examinar quatro factores de performance de um hotel que poderão ser potenciados através do uso de BDA: o *desempenho financeiro*, a *satisfação dos stakeholders*, a *retenção de clientes* e a *reputação* (Pereira-Moliner et al., 2012, Chen et al., 2009).

Para avaliar a implementação de ferramentas de BDA utilizámos o modelo TOA, adaptado por Chen et al. (2015). Este modelo analisa os seguintes factores tecnológicos, organizacionais e ambientais (TOA) (Tornatzky et al., 1990): (a) dois factores tecnológicos: benefícios esperados e compatibilidade tecnológica; (b) um factor organizacional: a prontidão organizacional; e (c) um factor ambiental: a pressão competitiva. Note-se que, tal como referido *supra*, defendemos que existe um impacto directo dos factores tecnológicos no uso de BDA, sendo o impacto dos factores organizacionais e ambientais mediado pelo apoio da gestão de topo.

Com base na revisão de literatura realizada, descreveremos *infra* as diferentes dimensões da performance hoteleira analisadas, fundamentando, de seguida a estrutura de TOA e as relações da mesma com o uso de BDA no sector em análise.

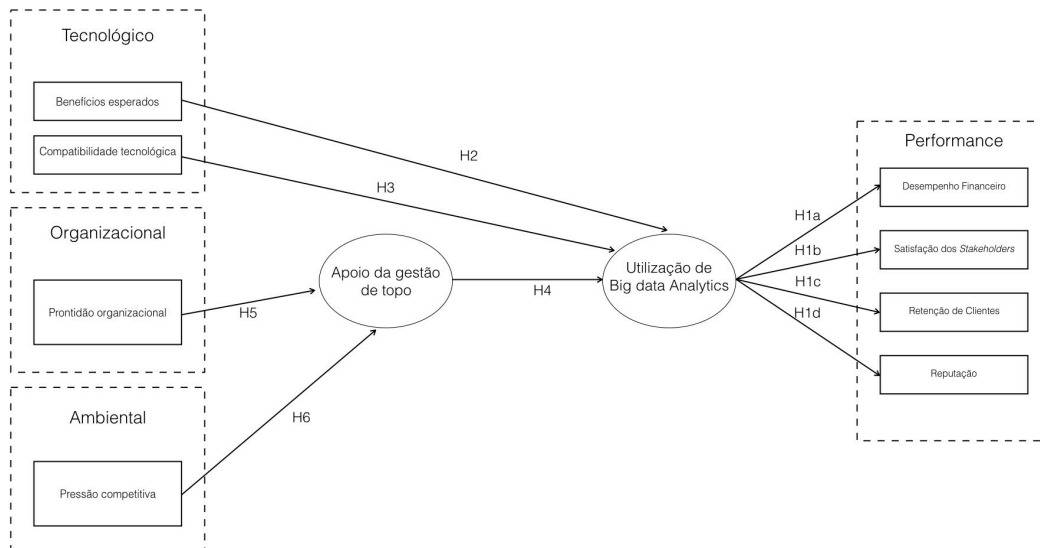


Figura 1 – Modelo conceptual

Desenvolvemos *infra* o racional teórico que suportou a apresentação das hipóteses subjacentes ao nosso trabalho.

3.1. A Estrutura TOA e o Uso de BDA

No nosso entender, o uso de BDA é, em si mesmo, uma capacidade dinâmica na organização. Em linha com a literatura sobre as capacidades dinâmicas, optámos por aplicar a estrutura tecnológica, organizacional e ambiental (TOA) para explicar e identificar quais os factores que mais influenciam a implementação do BDA no contexto hoteleiro. De acordo com a estrutura TOA, o processo organizacional de adopção e implementação de uma inovação tecnológica justifica-se pelo contexto tecnológico, organizacional e ambiental em que a empresa se enquadra (Chen et al., 2015).

3.2. O Impacto do BDA na Performance

Com o intuito de avaliarmos o nível de performance do hotel, definimos quatro variáveis de análise distintas. Pereira-Moliner et al. (2012) sugerem duas variáveis de análise da performance hoteleira: (1) desempenho financeiro e (2) satisfação dos *stakeholders*. Chen et al. (2009), por seu lado, propõem duas variáveis de análise não financeiras: (3) retenção de clientes e (4) reputação. A performance não financeira é um objectivo operacional de longo prazo focado na importância de aumentar a lealdade de um cliente, atrair novos clientes e melhorar a imagem e a reputação da organização (Blazevic and Lievens, 2004).

3.2.1. Desempenho Financeiro

O desempenho financeiro é a medida através da qual uma empresa utiliza os seus recursos primários como forma de geração de receita. Pode ser avaliada através de receita, redução de custos e quota de mercado (Chen et al., 2009). Empresas que forem capazes de inovar ou usar inovação de forma a conseguirem oferecer um melhor

produto ou serviço, alcançarão um melhor desempenho financeiro (Chen et al., 2009). O BD oferece o grande potencial a todas as empresas na criação de novos negócios, o desenvolvimento de novos produtos e serviços e na melhoria das operações comerciais (Lee, 2017).

São escassos os estudos que demonstram, em concreto, o impacto do BDA na performance financeira de um hotel. Contudo, existem vários estudos que demonstram, de forma cristalina, uma influência positiva do BDA na performance financeira empresarial (Wamba et al., 2017, Xie et al., 2017).

A partir do trabalho de Pereira-Moliner et al. (2012), definimos a nossa variável de análise de desempenho financeiro.

No seguimento do *supra* citado, formulamos a seguinte hipótese:

Hipótese 1 a: O uso de BDA tem um efeito positivo no desempenho financeiro do hotel.

3.2.2. Satisfação dos Stakeholders

A satisfação do consumidor é o resultado da interação entre a expectativa criada antes da compra e a avaliação realizada após essa compra (Engel et al., 1990).

A satisfação dos clientes é um factor essencial para medir o sucesso e a competitividade de uma empresa (Bitner and Hubbert, 1994). O BDA pode ser utilizado para melhor conhecer os clientes, e dessa forma actuar de forma a aumentar a sua satisfação (Xiang et al., 2015).

A satisfação do cliente tem-se tornado numa medida crítica de sucesso, sendo indicativo dos hotéis com melhor performance (Xiang et al., 2015).

A partir do trabalho realizado por Pereira-Moliner et al. (2012), definimos a nossa variável de análise de satisfação dos *stakeholders*.

No seguimento do *supra* citado, formulamos a seguinte hipótese:

Hipótese 1 b: O uso de BDA tem um efeito positivo na satisfação dos *stakeholders*.

3.2.3. Retenção de Clientes

A experiência e satisfação do cliente hoteleiro é um tópico de estudo de grande interesse porque todos reconhecem o seu contributo para a lealdade do consumidor, para as compras repetidas, para a transmissão de opinião favorável entre consumidores, e, em última análise, para o aumento da performance (Oh and Parks, 1997).

Uma empresa consegue reter um cliente quando este compra repetidamente um produto ou serviço por si comercializado (Berger et al., 2006). Na literatura é recorrentemente referido que manter um cliente é menos dispendioso do que atrair novos clientes (Torkzadeh et al., 2006, Coussement et al., 2010).

A literatura diz-nos ainda que alguns bancos estão a analisar BD para aumentar a sua receita, para aumentar a retenção dos clientes e para aumentar os seus níveis de serviço (Lee, 2017).

Face ao exposto acima, consideramos a seguinte hipótese para o nosso trabalho:

Hipótese 1 c: O uso de BDA tem um efeito positivo na retenção de clientes.

3.2.4. Reputação

A reputação afecta positivamente a sustentabilidade da vantagem competitiva de um hotel (Levy et al., 2013).

Uma maior visibilidade e presença na web, bem como a divulgação de opiniões positivas on-line, não só potenciam maiores taxas de ocupação e número de reservas (Ye et al., 2009), como também influenciam positivamente a percepção de confiança (Cantalops and Salvi, 2014), as vendas e performance (Ye et al., 2009).

Devido ao grande aumento de volume de dados não estruturados provenientes das redes sociais e conteúdos gerados por consumidores, a *text analytics* (através *opinion mining*) e a *sentiment analysis*, têm exercido um papel de extrema importância no BDA (Xiang et al., 2015). Com efeito, as tecnologias capazes de extrair informação a partir de dados não estruturados assumem-se como cruciais para gerir tarefas de BI, como é o caso de gestão de reputação (Xiang et al., 2015).

Face ao exposto, consideramos para o efeito do nosso trabalho que:

Hipótese 1 d: O uso de BDA tem um efeito positivo na reputação.

3.3. Influência dos Factores TOA no Uso de BDA

Chen et al. (2015) identificaram quatro factores TOA determinantes para a adopção de tecnologias de informação por parte das organizações que têm grande relevo na explicação do uso de BDA: benefícios esperados, compatibilidade tecnológica, prontidão organizacional e pressão competitiva. Abordaremos *infra* de forma mais aprofundada, a influência dos diferentes factores na adopção de BDA.

3.3.1. Influência dos Factores Tecnológicos

Os benefícios esperados descrevem os benefícios expectáveis, incluindo as vantagens operacionais e estratégicas para a empresa, que serão obtidos devido ao uso da nova tecnologia (Venkatesh and Bala, 2012). A literatura sugere que a influência destes

benefícios pode ser directa ou indirecta (Chen et al., 2015). Por um lado, os benefícios directos incluem a redução de custos operacionais e o melhoramento das eficiências internas (redução da utilização de papel, reintrodução de dados e diminuição de taxa de erro). Por outro lado, os benefícios indirectos traduzem oportunidades que surgem a partir da utilização dessa tecnologia, como é o caso da melhoria do serviço ao cliente e a possível reestruturação de alguns processos (Chwelos et al., 2001, Thong, 1999).

Encontramos também na literatura referência aos benefícios do BDA. A título exemplificativo, alguns autores sublinham a redução de custos e a optimização operacional (Wang et al., 2016). Assim que os gestores compreenderem que o uso de BDA é susceptível de trazer benefícios para a sua organização, a probabilidade de avançarem com a introdução de novas tecnologias na sua organização de forma a conseguirem alavancar o seu negócio aumentará exponencialmente (Chen et al., 2015).

Pelos motivos *supra* citados, vamos considerar no âmbito do nosso trabalho que:

Hipótese 2: Os benefícios esperados tem uma influência positiva no uso de BDA.

A compatibilidade tecnológica é um dos factores mais citados que potencia a adopção de inovação (Tornatzky and Klein, 1982). Estes autores distinguem dois tipos de compatibilidade: a compatibilidade cognitiva (traduz o que as pessoas pensam ou sentem sobre uma inovação), e compatibilidade operacional (traduz o que as pessoas fazem com inovação).

A importância da compatibilidade na previsão de aceitação tecnológica é amplamente suportada pela literatura (Taylor and Todd, 1995, Agarwal and Prasad, 1997, Brancheau

and Wetherbe, 1990, Chin and Gopal, 1995, Hoffer and Alexander, 1992, Karahanna et al., 1999).

Se os gestores perceberem que a adopção de BDA é compatível com os valores empresariais e as práticas operacionais, existe uma maior propensão para o uso do BDA nos processos empresariais (Chen et al., 2015).

Hipótese 3: A compatibilidade tecnológica tem uma influência positiva no uso de BDA.

3.3.2. Influência dos Factores Organizacionais e Ambientais

Um dos factores Organizacionais e Ambientais é o apoio da gestão de topo. Por gestão de topo consideramos as pessoas responsáveis por tomar decisões estratégicas e que adequam os processos e estruturas internas ao ambiente em que se enquadram, através da criação de precedentes e da utilização de recursos (Pettigrew, 1992, Carpenter et al., 2004).

A literatura sugere que se os agentes decisores acreditarem no potencial benefício dos sistemas tecnológicos para a organização, irão com maior probabilidade suportar a instalação dos mesmos (Liang et al., 2007). Iacovou and Nakatsu (2008) sustentam mesmo que o apoio da gestão de topo pode até ser o factor mais decisivo na implementação de projectos de tecnologias de informação.

Na literatura encontramos uma clara demonstração da importância do apoio da gestão de topo, sendo evidente que este apoio constitui um factor preponderante para o sucesso do projecto (Liang et al., 2007, Thong, 1999, Thong et al., 1996).

Face ao exposto, consideramos que o apoio da gestão de topo tem um efeito positivo na implementação de ferramentas de BDA, formulando a seguinte hipótese:

Hipótese 4: O apoio da gestão de topo tem uma influência positiva no uso de BDA.

A prontidão organizacional assume-me também como um factor organizacional relevante. Chen et al. (2015) sugerem que o grau de apoio por parte da gestão de topo na implementação de ferramentas de BDA é determinado pela disponibilidade de recursos dentro da organização. A literatura refere, aliás, que o falhanço da implementação de sistemas de informação está muitas vezes associado à falta de prontidão organizacional (Boulding et al., 2005, Jha et al., 2009, Snyder and Fields, 2006). Na implementação de BDA, a existência de profissionais capazes de realizar business analytics é, pois, um factor crítico de prontidão organizacional (Chen et al., 2015). Os mesmos autores consideram que existe um maior apoio por parte da gestão de topo quando os mesmos acreditam que a organização possui recursos e competências necessárias para a implementação de ferramentas de BDA. Por esse motivo, consideramos para o nosso trabalho a seguinte hipótese:

Hipótese 5: A prontidão organizacional tem uma influência positiva no apoio da gestão de topo.

A pressão competitiva é também um factor de sobeja importância. As organizações implementam ferramentas tecnológicas inovadoras em reacção à procura externa ou para atingir uma vantagem competitiva devido a uma oportunidade criada pelo mercado (Damanpour and Schneider, 2006). No nosso estudo, definimos a pressão competitiva como as influências externas que influenciam positivamente o uso de BDA por parte da organização (Chen et al., 2015). Mais especificamente, quais as pressões

externas provenientes do ambiente organizacional que são capazes de afectar positivamente o apoio por parte da gestão de topo no âmbito da implementação de ferramentas inovadoras (Liang et al., 2007). Chen et al. (2015) no âmbito deste tema apesentam o seguinte exemplo: a adopção de ferramentas de BDA por parte dos concorrentes irá potencialmente estimular tendências imitativas por parte da gestão de topo na medida em que os comportamentos de sucesso dos concorrentes diminuem a incerteza na implementação de ferramentas inovadoras.

Pelos motivos referidos, formulamos a seguinte hipótese:

Hipótese 6: A pressão competitiva tem uma influência positiva no apoio da gestão de topo.

4. Metodologia

No presente capítulo, abordaremos as várias etapas que foram seguidas para dar resposta às questões centrais do nosso trabalho: quais os factores que influenciam o uso de BDA e qual o impacto do BDA na performance hoteleira nacional. Adicionalmente, testaremos as hipóteses do modelo de pesquisa proposto. Para responder às questões centrais do nosso estudo, utilizaremos um método quantitativo através do qual serão recolhidos dados, que nos permitirão analisar as relações entre as diferentes variáveis do modelo proposto através de uma análise de modelos de equações estruturais. O recurso a esta técnica estatística permitir-nos-á aferir a relação entre as variáveis latentes, independentes e dependentes.

No nosso entender, a metodologia que apresentamos *infra* é a que melhor se adequa à presente análise, tendo já sido demonstrado ser viável noutros estudos sobre o impacto do BDA em diferentes indústrias (Chen et al., 2015, Akter et al., 2016, Xiang et al., 2015). Como forma de operacionalizarmos os constructos “benefícios esperados”, “compatibilidade tecnológica”, “prontidão organizacional”, “pressão competitiva”, “apoio da gestão de topo” e “utilização de BDA”, recorreremos ao questionário proposto por Chen et al. (2015), tendo as questões sido adaptadas à indústria em estudo e tendo em conta a literatura revista sobre o tema. Para a operacionalização dos constructos de desempenho financeiro e satisfação dos *stakeholders* relacionados com a performance hoteleira, as perguntas foram adaptadas do trabalho realizado por Pereira-Moliner et al. (2012). Relativamente aos constructos “retenção de clientes” e “reputação”, todas as perguntas foram adaptadas tendo por base o trabalho de Chen et al. (2009).

Para o nosso trabalho, utilizaremos os hotéis como unidade de análise.

Estando definidas as perguntas afectas aos nossos constructos, foi construído um questionário (em anexo – tabela A) que foi divulgado através da plataforma *Qualtrics*. Para a elaboração do questionário foram seguidas várias etapas: inicialmente foi feita uma revisão de literatura para se perceber de que forma as variáveis latentes em estudo têm vindo a ser medidas, como nos sugere Churchill (Churchill Jr, 1979). Como forma de teste, foi pedido a um director de um hotel na região do centro do país que avaliasse o questionário. O questionário inicial foi melhorado, tendo-se introduzido as propostas sugeridas pelo referido director hoteleiro na versão final do questionário. Para todas as variáveis latentes foram utilizados vários itens de avaliação, tal como sugerido pela literatura consultada (Churchill Jr, 1979, Hlland and Business, 1999). O questionário foi

enviado para uma base de dados que incluía setecentos (700) hotéis portugueses, sendo também divulgado através do *linkedin* e *on-line*, através da plataforma *rede-t*. Esteve disponível entre 29 de Setembro de 2016 e 17 de Outubro de 2016, tendo sido recebidas 43 respostas. Como o número de respostas recebido não foi satisfatório, o questionário foi novamente colocado *on-line* entre 5 de Setembro de 2017 e 25 de Setembro de 2017, tendo sido divulgado, desta vez, através de uma base de dados que incluía cem (100) hotéis nacionais. Foram recolhidas sete (7) respostas, perfazendo um total de cinquenta (50) respostas recebidas.

As cinquenta (50) respostas foram inseridas no Smart PLS 3.0 (*Partial Least Square*) como indicadores e distribuídas conforme as suas variáveis latentes. Elegemos o PLS como método de análise dos dados recolhidos na medida em que nos permite analisar as relações causa-efeito entre as variáveis (Henseler et al., 2009). Adicionalmente, permite testar e validar modelos como o nosso, com diversas variáveis latentes (Henseler et al., 2009). Acresce que o PLS pode ser utilizado mesmo quando as amostras são pequenas (Henseler et al., 2009), como é o nosso caso. Determinante foi também o facto de este modelo de análise ter sido utilizado noutras investigações levadas a cabo sobre o impacto do BDA na performance (Akter et al., 2016, Wamba et al., 2017, Chen et al., 2015).

5. Análise dos Dados e Discussão dos Resultados

No presente capítulo, apresentamos uma caracterização dos respondentes e o seu grau de conhecimento sobre o tema abordado no nosso trabalho. Testaremos ainda o modelo conceptual proposto, analisando as relações entre as nossas variáveis, através

do SMART PLS 3.0. A análise destas relações tem com objectivo final comprovar as hipóteses propostas a estudo.

5.1. Caracterização da Amostra

	Frequência			Frequência	
	(N)	(%)		(N)	(%)
Género			Nº de estrelas da unidade hoteleira		
Masculino	26	52%	1	2	4%
Feminino	24	48%	2	4	8%
			3	9	18%
			4	20	40%
			5	15	30%
Idade			Região		
<18	0	0%	Alentejo	3	6%
18-24	3	6%	Algarve	8	16%
25-34	18	36%	Área Metropolitana de Lisboa	13	26%
35-44	16	32%	Centro	14	28%
45-54	12	24%	Norte	8	16%
>54	1	2%	Região Autónoma da Madeira	2	4%
			Região Autónoma dos Açores	2	4%
Grau de conhecimento das questões abordadas			É afiliado de uma cadeia hoteleira		
Conhecimento muito baixo	2	4%	Sim	21	42%
Conhecimento baixo	7	14%	Não	29	58%
Conhecimento médio	22	44%			
Conhecimento alto	18	36%			
Conhecimento muito alto	1	2%			
Departamento			Função		
Comercial	3	6%	Administrador	4	8%
F&B	4	8%	Director Geral	22	44%
Gestão	26	52%	Outro	19	38%
Recepção	5	10%	Recepcionista	5	10%
Outro	12	24%			
Anos de trabalho na unidade hoteleira			Anos que desempenha a função		
1-5	29	58%	1-5	34	68%
6-10	10	20%	6-10	10	20%
11-15	5	10%	11-15	3	6%
>15	6	12%	>15	3	6%

Tabela 1 – Caracterização dos respondentes

Da análise da tabela 1, podemos concluir que a amostra obtida é constituída por cinquenta (50) hotéis. 52% dos respondentes são do género masculino e 48% dos respondentes são do género feminino (48%). As idades predominantes dos nossos respondentes são entre os 25 e os 44 anos (68%), apresentando, no geral, um conhecimento médio-alto acerca dos temas abordados (80%). Nas unidades hoteleiras onde trabalham, desempenham essencialmente funções de director-geral (44%),

havendo uma maior predominância do departamento de gestão (52%), desempenhando a função, na sua maioria, há mais de 1 ano e há menos de 6 anos (68%). Estão na unidade hoteleira à menos de 11 anos (78%).

Em relação às unidades hoteleiras onde os nossos respondentes trabalham, estas são na sua maioria de 4 e 5 estrelas (70%), não afiliadas de cadeias hoteleiras (58%) e localizadas no Centro do país (28%), área metropolitana de Lisboa (26%), Algarve (16%), Norte (16%), Alentejo (6%), Região Autónoma da Madeira (4%) e Região Autónoma dos Açores (4%).

5.2. Modelo de Medida

Com o objectivo de confirmar o modelo de medida, começamos por analisar a fiabilidade de consistência interna das variáveis reflectidas através do cálculo do *Cronbach's Alpha* e do *Composite Reliability*. O *Cronbach's Alpha* mede a correlação entre os indicadores e deve ser superior ao valor de referência 0,7 (Henseler et al., 2009). Analisando a tabela 2 verificamos que todos os constructos respeitam essa condição. A *Composite Reliability* considera a diferença das cargas dos indicadores e as mesmas devem ser superiores a 0,7. No nosso caso é possível verificar que os constructos apresentam valores de *Composite Reliability* entre os 0.860 e os 0.986. Podemos assim concluir que ambos os critérios foram confirmados. Consequentemente, os constructos utilizados são fiáveis e internamente consistentes. Após verificada a fiabilidade e consistência interna, calculámos a variância média extraída (AVE) com o objectivo de demonstrar a unidimensionalidade de cada constructo de acordo com os seus indicadores (Henseler et al., 2009). Cada um dos

constructos deve possuir um valor superior a 0,5 para que este critério seja confirmado. Podemos verificar na tabela 2 que todos os valores estão compreendidos entre os 0.605 e os 0.972. Podemos, pois, concluir que os nossos constructos respeitam esta condição, o que significa que cada uma das variáveis latentes é capaz de explicar, em média, mais de 50% de variância dos seus indicadores.

Constructos	Cronbach's Alpha	Composite Reliability	AVE
Apoio gestão de topo	0,972	0,982	0,948
Benefícios esperados	0,933	0,942	0,732
Compatibilidade tecnológica	0,851	0,908	0,769
Desempenho Financeiro	0,919	0,939	0,756
Pressão competitiva	0,904	0,937	0,833
Prontidão organizacional	0,783	0,860	0,605
Reputação	0,971	0,986	0,972
Retenção de clientes	0,808	0,905	0,827
Satisfação dos stakeholders	0,779	0,897	0,813
Utilização de BDA	0,957	0,963	0,722

Tabela 2 – Fiabilidade da Consistência Interna e Confiabilidade

De seguida, analisamos a validade discriminante segundo dois critérios: (1) o critério *Fornell-Larcker* e (2) o critério dos *Cross Loadings* (Henseler et al., 2009).

O critério *Fornell-Larcker* implica que o valor de AVE de cada uma das variáveis seja superior ao quadrado das correlações de todas as outras variáveis (Henseler et al., 2009). Observando a tabela 3 verificamos que os valores destacados são superiores aos restantes. Pelo motivo já referido anteriormente, podemos referir que cada uma das variáveis latentes partilha mais variância com os seus indicadores do que qualquer outra variável.

	EGT	BE	CT	PF	PC	PO	PR	PRC	PS	BDA
EGT	0,974									
BE	0,440	0,855								
CT	0,683	0,569	0,877							
PF	0,584	0,392	0,417	0,869						
PC	0,324	0,300	0,230	0,127	0,913					
PO	0,417	0,010	0,232	0,302	0,262	0,778				
PR	0,313	0,315	0,356	0,607	-0,045	0,110	0,986			
PRC	0,518	0,255	0,401	0,580	-0,039	0,169	0,543	0,909		
PS	0,269	0,127	0,259	0,546	0,015	0,130	0,705	0,599	0,902	
BDA	0,778	0,333	0,519	0,533	0,403	0,434	0,232	0,277	0,182	0,850

EGT - Apoio da gestão de topo; BE - Benefícios esperados; CT - Compatibilidade tecnológica; PF - Desempenho Financeiro; PC - Pressão competitiva; PO - Prontidão organizacional; PR - Reputação; PRC - Retenção de clientes; PS - Satisfação dos Stakeholders; BDA - Utilização de *big data analytics*

Tabela 3 – AVE e o Quadrado das correlações das Variáveis Latentes

O critério *Cross Loadings* refere que cada indicador deve ter uma maior correlação com a variável a que está associado, do que qualquer outra variável (Chin, 1998, Götz et al., 2010), o que pode ser confirmado em anexo na tabela B.

Verifica-se, pois, que ambos os critérios *Fornell-Larcker* e *Cross Loadings* foram garantidos, o que indica que o modelo apresenta uma boa validade discriminante.

5.3. Modelo Estrutural

Para avaliarmos o modelo estrutural, começámos por analisar o coeficiente de determinação R^2 das variáveis latentes e dos coeficientes de caminho. Deste modo, testámos as hipóteses em estudo e avaliámos o modelo em termos de ajuste (Henseler et al., 2009, Chin, 1998).

Em concordância com o referido *supra*, recorreremos à técnica de *Bootstrapping* que gerou 500 amostras aleatórias com 50 casos. Henseler et al. (2009) sustentam que os coeficientes de caminho explicam a relação entre duas variáveis e devem ter o mesmo

sinal algébrico da hipótese que os suporta. As hipóteses não serão suportadas se os sinais algébricos forem contrários ao esperado ou se os caminhos entre variáveis não forem significativos. Os caminhos podem ser entendidos como coeficientes β *estandardizados*.

A figura 2 representa os resultados obtidos da análise desenvolvida através do SMART PLS 3.0. Analisando os resultados obtidos, conseguimos verificar que apenas 6 das hipóteses formuladas encontram justificação estatística.

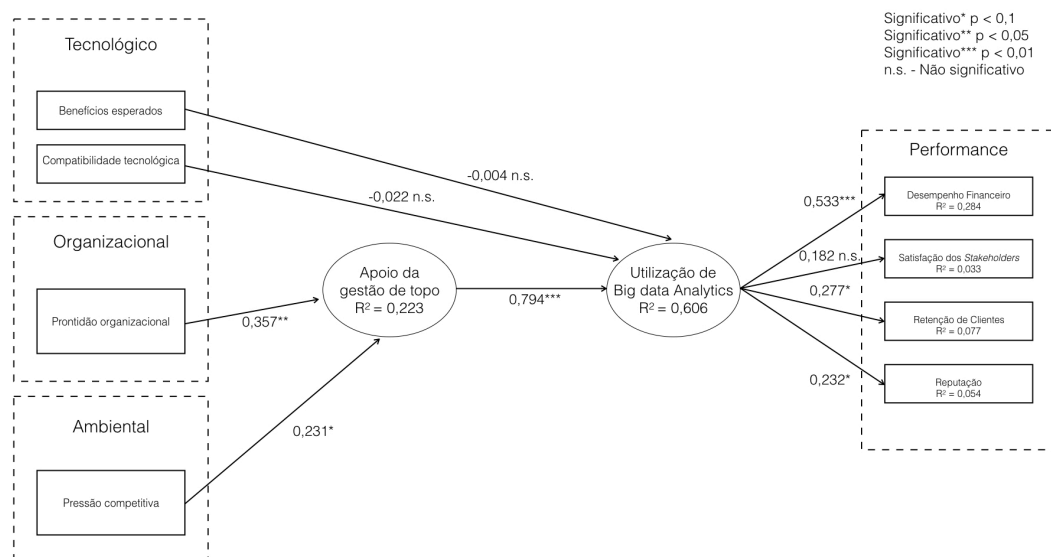


Figura 2 – Modelo Conceptual – Resultados do PLS (n=50)

Relativamente ao ajuste do modelo, Chin (1998) sustenta que valores de R^2 de 0,67, 0,33 e 0,19 descrevem o ajuste como substancial, moderado e fraco, respectivamente. Podemos verificar na figura *supra*, que a utilização de BDA tem um valor superior ao 0,33 ($R^2 = 0,606$), enquanto que o apoio da gestão de topo e desempenho financeiro possuem um valor superior a 0,19 ($R^2 = 0,223$) e ($R^2 = 0,284$), respectivamente. Os constructos da satisfação dos *stakeholders*, da retenção de clientes e da reputação

possuem um valor de R^2 inferior a 0,19, sendo ($R^2 = 0,033$), ($R^2 = 0,077$) e ($R^2 = 0,054$), respectivamente. Deste modo, podemos afirmar que o modelo possui um ajuste moderado.

Hipótese		Avaliação da Hipótese
H1a	Utilização da BDA -> Desempenho Financeiro	Suportada***
H1b	Utilização da BDA -> <i>Satisfação dos Stakeholders</i>	Não Suportada
H1c	Utilização da BDA -> Retenção de Clientes	Suportada*
H1d	Utilização da BDA -> Reputação	Suportada*
H2	Benefícios Esperados -> Utilização de BDA	Não Suportada
H3	Compatibilidade Tecnológica -> Utilização de BDA	Não Suportada
H4	Prontidão Organizacional -> Apoio da Gestão de Topo	Suportada**
H5	Pressão Competitiva -> Apoio da Gestão de Topo	Suportada*
H6	Apoio da Gestão de Topo -> Utilização de BDA	Suportada***

Tabela 4 – Avaliação das Hipóteses

6. Discussão dos Resultados

No presente trabalho, procurámos escrutinar se o BDA tem impacto na performance hoteleira. Usando como referência o trabalho realizado por Chen et al. (2015), considerámos o modelo estrutural TOA para identificar os factores que estimulam a implementação de ferramentas de BDA por parte de um hotel, e de que forma essa implementação de BDA influencia a performance de um hotel.

Através dos resultados obtidos, concluímos que o estudo explica parcialmente o impacto da utilização do BDA na performance hoteleira, conseguindo explicar empiricamente o impacto da utilização de BDA no desempenho financeiro ($\beta = 0,533$),

na retenção de clientes ($\beta = 0,277$) e na reputação ($\beta = 0,232$). Não ficou demonstrado o impacto positivo da utilização de BDA na satisfação dos *stakeholders* ($\beta = 0,182$).

No presente estudo, a performance financeira é a dimensão de performance mais influenciada, de forma positiva, pela utilização de BDA ($\beta = 0,533$; $p < 0,01$). Através deste resultado, concluímos que os hotéis que utilizam o BDA são aqueles que apresentam um melhor desempenho financeiro. Estes resultados são consistentes com estudos anteriores (Chen et al., 2015, Akter et al., 2016, Wamba et al., 2017).

Os resultados obtidos na variável retenção de clientes confirmam os argumentos de Lee (2017), que afirma que os bancos estão a usar o BDA para aumentar a sua taxa de retenção de clientes. No nosso estudo verifica-se uma influência positiva do uso de BDA na retenção de clientes, não obstante esta ser pouco significativa ($\beta = 0,277$; $p < 0,1$).

Na variável reputação verificamos uma influência positiva – mas pouco significativa – do uso de BDA ($\beta = 0,232$; $p < 0,1$).

Dos resultados obtidos, podemos inferir que o uso de BDA irá permitir aos hotéis melhorar a sua imagem e reputação no mercado em que actuam. O BDA vem, não só dotar os gestores de ferramentas que permitem analisar grande quantidade de dados não estruturados gerados por consumidores, como vem permitir que os mesmos adaptem a sua oferta às necessidades dos consumidores, melhorando, desse modo, a reputação do seu hotel (Xiang et al., 2015, Marine-Roig and Clavé, 2015).

Contrariamente ao esperado, o uso de BDA não tem influência significativa na satisfação dos *stakeholders*, de acordo com o resultado obtido ($\beta = 0,182$; $p > 0,1$). O facto de o modelo de análise ser demasiado empírico (e não corresponder à avaliação real do constructo em análise) poderá explicar os resultados obtidos.

Dentro dos constructos propostos no modelo conceptual que antecedem a utilização de BDA, ficou comprovado que a prontidão organizacional ($\beta= 0,357$) e a pressão competitiva ($\beta= 0,231$) afectam indirectamente o uso do BDA através do apoio da gestão de topo ($\beta= 0,794$). Estes resultados encontram suporte no trabalho realizado por Chen et al. (2015) e demonstram que os factores organizacionais e ambientais do modelo TOA influenciam a utilização das ferramentas de BDA por parte dos hotéis.

Contrariamente ao previsto, não ficou demonstrado que os factores tecnológicos “benefícios esperados” e “compatibilidade tecnológica” afectem o uso de BDA. Ambos demonstraram sinais contrários à hipótese que os suporta. Estes resultados podem dever-se à falta de conhecimento sobre o tema BDA e à associação da necessidade de grande investimento para a implementação deste tipo de ferramentas. Dito de outro modo, há uma compreensão dos benefícios, possuem compatibilidade tecnológica, mas ainda assim não implementam este tipo de ferramentas de BDA porque não alcançam o exacto potencial das mesmas e não possuem disponibilidade financeira para investir nestas ferramentas.

7. Conclusões, Limitações do estudo e Recomendações para Pesquisas

Futuras

No presente trabalho, ambicionámos sinalizar os factores que potenciam o uso de BDA por parte de um hotel e analisar a forma como esse uso influenciava a performance hoteleira.

Analisados os resultados obtidos, concluímos que existe uma influência indirecta dos factores organizacionais e ambientais no uso de BDA, a qual é mediada pelo apoio da

gestão de topo. Adicionalmente, concluímos que os hotéis que utilizam o BDA têm melhor performance, não tendo ficado demonstrada a existência de uma influência positiva do BDA na satisfação dos *stakeholders*.

Tendo em consideração que o mercado hoteleiro é altamente competitivo e que o serviço oferecido é muito semelhante, é fundamental encarar as ferramentas de BDA como instrumentos susceptíveis de aumentar a performance hoteleira, como ficou parcialmente comprovado no nosso trabalho.

Adicionalmente, cumpre salientar que o BDA desempenha um papel crucial ao nível da tomada de decisões dos gestores hoteleiros, na medida em que as torna mais informadas, exponenciando, assim, a performance dos seus hotéis. Uma vez definidos os factores que influenciam o uso de BDA, é necessário que as empresas actuem de modo a aumentar a sua prontidão organizacional e analisem o mercado em que actuam, para, com o apoio da gestão de topo, sejam tomadas medidas para implementar as ferramentas de BDA, por forma a aumentar a sua performance.

Com o aumento do interesse da academia sobre os temas BD e BDA, trabalhos como o nosso, assumem particular importância na medida em que permitem escrutinar de que forma estas ferramentas influenciam as diferentes indústrias. Note-se, contudo, são praticamente inexistentes os estudos que analisam o impacto destas ferramentas no campo da indústria hoteleira, o que torna a presente investigação especialmente singular e pioneira.

Cumpre salientar que o presente estudo apresenta algumas limitações. Com efeito, a amostra obtida apresenta uma reduzida dimensão, não sendo demonstrativa da totalidade do sector hoteleiro nacional. Adicionalmente, o facto de a distribuição do

inquérito ter sido feita apenas *via* on-line também constitui uma limitação, porquanto restringiu o acesso do mesmo a outros potenciais respondentes que integram o sector hoteleiro nacional.

Acresce que a forma demasiado empírica da operacionalização dos constructos de performance também poderá limitar o presente estudo na medida em que uma amostra mais diversificada, colectada directamente nos hotéis, permitiria resultados mais apurados.

Acresce ao exposto que existem outros indicadores de performance hoteleira que não foram objecto de análise no presente estudo. Com efeito, a amplitude do tema é vasta e são vários os exercícios de análise que podem ser levados a cabo. A título exemplificativo, consideramos que, no futuro, um maior número de indicadores de performance pode ser incluído na análise de molde a operacionalizar os constructos de performance de forma mais analítica. Também outras unidades de medida podem ser adoptadas para que seja possível aferir os indicadores de performance sem ser unicamente através da análise do respondente.

8. Referências Bibliográficas

- ACCENTURE 2014. Big Success with Big Data Survey.
- AGARWAL, R. & PRASAD, J. 1997. The role of innovation characteristics and perceived voluntariness in the acceptance of information technologies. *Decision sciences*, 28, 557-582.
- AKTER, S., WAMBA, S. F., GUNASEKARAN, A., DUBEY, R. & CHILDE, S. J. 2016. How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
- ANG, L.-M. & SENG, K. P. 2016. Big sensor data applications in urban environments. *Big Data Research*, 4, 1-12.
- ASSUNÇÃO, M. D., CALHEIROS, R. N., BIANCHI, S., NETTO, M. A. & BUYYA, R. 2015. Big Data computing and clouds: Trends and future directions. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 79, 3-15.
- BAESENS, B., BAPNA, R., MARSDEN, J. R., VANTHIENEN, J. & ZHAO, J. L. 2014. Transformational issues of big data and analytics in networked business. *MIS Quarterly*, 38, 629-631.
- BERGER, P. D., ECHAMBADI, N., GEORGE, M., LEHMANN, D. R., RIZLEY, R. & VENKATESAN, R. 2006. From customer lifetime value to shareholder value: Theory, empirical evidence, and issues for future research. *Journal of Service Research*, 9, 156-167.
- BITNER, M. J. & HUBBERT, A. R. 1994. Encounter satisfaction versus overall satisfaction versus quality. *Service quality: New directions in theory and practice*, 34, 72-94.
- BLAZEVIC, V. & LIEVENS, A. 2004. Learning during the new financial service innovation process: antecedents and performance effects. *Journal of business research*, 57, 374-391.
- BOULDING, W., STAELIN, R., EHRET, M. & JOHNSTON, W. J. 2005. A customer relationship management roadmap: What is known, potential pitfalls, and where to go. *Journal of marketing*, 69, 155-166.
- BOYD, D. & CRAWFORD, K. 2012. Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, communication & society*, 15, 662-679.
- BRAGANZA, A., BROOKS, L., NEPELSKI, D., ALI, M. & MORO, R. 2017. Resource management in big data initiatives: Processes and dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 328-337.
- BRANCHEAU, J. C. & WETHERBE, J. C. 1990. The adoption of spreadsheet software: testing innovation diffusion theory in the context of end-user computing. *Information systems research*, 1, 115-143.
- BROWN-LIBURD, H., ISSA, H. & LOMBARDI, D. 2015. Behavioral implications of Big Data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. *Accounting Horizons*, 29, 451-468.
- BRYANT, R., KATZ, R. H. & LAZOWSKA, E. D. 2008. Big-data computing: Creating revolutionary breakthroughs in commerce, science and society. December.

- BRYNJOLFSSON, E. & MCAFEE, A. 2011. Race against the machine. *Digital Frontier*, Lexington, MA.
- BUSINESSWEEK, B. 2011. The Current State of Business Analytics: Where Do We Go from Here? *Bloomberg Businessweek Research Services* (http://www.sas.com/resources/asset/busanalyticsstudy_wp_08232011.pdf).
- CANTALLOPS, A. S. & SALVI, F. 2014. New consumer behavior: A review of research on eWOM and hotels. *International Journal of Hospitality Management*, 36, 41-51.
- CARPENTER, M. A., GELETKANYCZ, M. A. & SANDERS, W. G. 2004. Upper echelons research revisited: Antecedents, elements, and consequences of top management team composition. *Journal of management*, 30, 749-778.
- CHEN, D. Q., PRESTON, D. S. & SWINK, M. 2015. How the Use of Big Data Analytics Affects Value Creation in Supply Chain Management. *Journal of Management Information Systems*, 32, 4-39.
- CHEN, J.-S., TSOU, H. T. & HUANG, A. Y.-H. 2009. Service delivery innovation antecedents and impact on firm performance. *Journal of Service Research*, 12, 36-55.
- CHIANG, R. H. L. & STOREY, V. C. 2012. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36, 1165-1188.
- CHIN, W. W. 1998. The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295, 295-336.
- CHIN, W. W. & GOPAL, A. 1995. Adoption intention in GSS: relative importance of beliefs. *ACM SigMIS Database*, 26, 42-64.
- CHURCHILL JR, G. A. 1979. A paradigm for developing better measures of marketing constructs. *Journal of marketing research*, 64-73.
- CHWELOS, P., BENBASAT, I. & DEXTER, A. S. 2001. Empirical test of an EDI adoption model. *Information systems research*, 12, 304-321.
- COUSSEMENT, K., BENOIT, D. F. & VAN DEN POEL, D. 2010. Improved marketing decision making in a customer churn prediction context using generalized additive models. *Expert Systems with Applications*, 37, 2132-2143.
- DAMANPOUR, F. & SCHNEIDER, M. 2006. Phases of the adoption of innovation in organizations: Effects of environment, organization and top managers. *British journal of Management*, 17, 215-236.
- DEMCHENKO, Y., GROSSO, P., DE LAAT, C. & MEMBREY, P. Addressing big data issues in scientific data infrastructure. Collaboration Technologies and Systems (CTS), 2013 International Conference on, 2013. IEEE, 48-55.
- DI STEFANO, G., PETERAF, M. & VERONA, G. 2014. The organizational drivetrain: A road to integration of dynamic capabilities research. *The Academy of Management Perspectives*, 28, 307-327.
- EINAV, L. & LEVIN, J. D. 2013. The data revolution and economic analysis. National Bureau of Economic Research.
- EISENHARDT, K. M. & MARTIN, J. A. 2000. Dynamic capabilities: what are they? *Strategic management journal*, 1105-1121.
- ENGEL, J., BLACKWELL, R. & MINIARD, P. 1990. Consumer Behavior USA. Dryden Press.
- EREVELLES, S., FUKAWA, N. & SWAYNE, L. 2016. Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69, 897-904.

- FERGUSON, M. 2013. Enterprise Information Protection - The Impact of Big Data. *White Paper for IBM, Intelligent Business Strategies*.
- GEORGE, G., HAAS, M. R. & PENTLAND, A. 2014. Big data and management. *Academy of Management Journal*, 57, 321-326.
- GHOSE, A. & IPEIROTIS, P. G. 2011. Estimating the helpfulness and economic impact of product reviews: Mining text and reviewer characteristics. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 23, 1498-1512.
- GILLON, K., BRYNJOLFSSON, E., MITHAS, S., GRIFFIN, J. & GUPTA, M. 2012. Business analytics: Radical shift or incremental change?
- GÖTZ, O., LIEHR-GOBBERS, K. & KRAFFT, M. 2010. Evaluation of structural equation models using the partial least squares (PLS) approach. *Handbook of partial least squares*. Springer.
- HAIDER, M. 2015. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35, 137-144.
- HENSELER, J., RINGLE, C. M. & SINKOVICS, R. R. 2009. The use of partial least squares path modeling in international marketing. *New challenges to international marketing*. Emerald Group Publishing Limited.
- HOFFER, J. A. & ALEXANDER, M. B. 1992. The diffusion of database machines. *ACM SIGMIS Database*, 23, 13-19.
- HUANG, P.-C. & HUANG, P.-S. 2015. WHEN BIG DATA GETS SMALL. *International Journal of Organizational Innovation (Online)*, 8, 100.
- HULLAND, J. & BUSINESS, R. I. S. O. 1999. Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies. *Strategic management journal*, 20, 195-204.
- IACOVOU, C. L. & NAKATSU, R. 2008. A risk profile of offshore-outsourced development projects. *Communications of the ACM*, 51, 89-94.
- IBM 2013. What is Big Data.
- JHA, A. K., DESROCHES, C. M., CAMPBELL, E. G., DONELAN, K., RAO, S. R., FERRIS, T. G., SHIELDS, A., ROSENBAUM, S. & BLUMENTHAL, D. 2009. Use of electronic health records in US hospitals. *New England Journal of Medicine*, 360, 1628-1638.
- JIFA, G. & LINGLING, Z. 2014. Data, DIKW, Big data and Data science. *Procedia Computer Science*, 31, 814-821.
- KARAHANNA, E., STRAUB, D. W. & CHERVANY, N. L. 1999. Information technology adoption across time: a cross-sectional comparison of pre-adoption and post-adoption beliefs. *MIS quarterly*, 183-213.
- KOŚCIELNIAK, H. & PUTO, A. 2015. BIG DATA in Decision Making Processes of Enterprises. *Procedia Computer Science*, 65, 1052-1058.
- KRAJICEK, D. 2014. Big Data's Next Step. *Marketing Insights*, 26, 10-11.
- LABRINIDIS, A. & JAGADISH, H. V. 2012. Challenges and opportunities with big data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 5, 2032-2033.
- LAVALLE, S., LESSER, E., SHOCKLEY, R., HOPKINS, M. S. & KRUSCHWITZ, N. 2011. Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT sloan management review*, 52, 21.
- LEE, I. 2017. Big data: Dimensions, evolution, impacts, and challenges. *Business Horizons*, 60, 293-303.

- LEVY, S. E., DUAN, W. & BOO, S. 2013. An analysis of one-star online reviews and responses in the Washington, DC, lodging market. *Cornell Hospitality Quarterly*, 54, 49-63.
- LIANG, H., SARAF, N., HU, Q. & XUE, Y. 2007. Assimilation of enterprise systems: the effect of institutional pressures and the mediating role of top management. *MIS quarterly*, 59-87.
- LIU, Y. 2014. Big Data and Predictive Business Analytics. *The Journal of Business Forecasting*, 33, 40.
- LOCKYER, T. 2005. The perceived importance of price as one hotel selection dimension. *Tourism Management*, 26, 529-537.
- LOHR, S. 2012. The age of big data. *New York Times*, 11.
- MARINE-ROIG, E. & CLAVÉ, S. A. 2015. Tourism analytics with massive user-generated content: A case study of Barcelona. *Journal of Destination Marketing & Management*, 4, 162-172.
- MCAFEE, A., BRYNJOLFSSON, E., DAVENPORT, T. H., PATIL, D. J. & BARTON, D. 2012. Big data. *The management revolution. Harvard Bus Rev*, 90, 61-67.
- NGUYEN, T., ZHOU, L., SPIEGLER, V., IEROMONACHOU, P. & LIN, Y. 2017. Big data analytics in supply chain management: A state-of-the-art literature review. *Computers & Operations Research*.
- OH, H. & PARKS, S. C. 1997. Customer satisfaction and service quality: A critical review of the literature and research implications for the hospitality industry. *Hospitality Research Journal*, 20, 35-64.
- PEI-JU LUCY, T., SZU-LING, C., HSIANG, C. & WEN-CHANG, F. 2017. Using Big Data and Text Analytics to Understand How Customer Experiences Posted on Yelp.com Impact the Hospitality Industry. *Contemporary Management Research*, 13, 107-130.
- PEREIRA-MOLINER, J., CLAVER-CORTÉS, E., MOLINA-AZORÍN, J. F. & TARÍ, J. J. 2012. Quality management, environmental management and firm performance: direct and mediating effects in the hotel industry. *Journal of Cleaner Production*, 37, 82-92.
- PETTIGREW, A. M. 1992. On studying managerial elites. *Strategic management journal*, 13, 163-182.
- POSPIECH, M. & FELDEN, C. 2012. Big data—a state-of-the-art.
- RAJESHWARI, D. 2015. State of the Art of Big Data Analytics: A Survey. *International Journal of Computer Applications*, 120.
- SACHS, G. 2015. TOP CHARTS OF 2015: 10 FAVORITES FROM GS RESEARCH.
- SALLEH, K. A., JANCZEWSKI, L. J. & BELTRAN, F. SEC-TOE Framework: Exploring Security Determinants in Big Data Solutions Adoption. PACIS, 2015. 203.
- SCHILKE, O. 2014. Second-order dynamic capabilities: How do they matter? *The academy of management perspectives*, 28, 368-380.
- SNYDER, R. A. & FIELDS, W. L. 2006. Measuring hospital readiness for information technology (IT) innovation: a multisite study of the organizational information technology innovation readiness scale. *Journal of Nursing Measurement*, 14, 45.
- TAYLOR, S. & TODD, P. A. 1995. Understanding information technology usage: A test of competing models. *Information systems research*, 6, 144-176.

- TEECE, D. J. 1998. Capturing value from knowledge assets: The new economy, markets for know-how, and intangible assets. *California management review*, 40, 55-79.
- TEECE, D. J., PISANO, G. & SHUEN, A. 1997. Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic management journal*, 509-533.
- TEO, T. S., RANGANATHAN, C. & DHALIWAL, J. 2006. Key dimensions of inhibitors for the deployment of web-based business-to-business electronic commerce. *IEEE Transactions on engineering Management*, 53, 395-411.
- THONG, J. Y., YAP, C.-S. & RAMAN, K. 1996. Top management support, external expertise and information systems implementation in small businesses. *Information systems research*, 7, 248-267.
- THONG, J. Y. L. 1999. An Integrated Model of Information Systems Adoption in Small Businesses. *Journal of Management Information Systems*, 15, 187-214.
- TORKZADEH, G., CHANG, J. C.-J. & HANSEN, G. W. 2006. Identifying issues in customer relationship management at Merck-Medco. *Decision Support Systems*, 42, 1116-1130.
- TORNATZKY, L. G., FLEISCHER, M. & CHAKRABARTI, A. K. 1990. *Processes of technological innovation*, Lexington Books.
- TORNATZKY, L. G. & KLEIN, K. J. 1982. Innovation characteristics and innovation adoption-implementation: A meta-analysis of findings. *IEEE Transactions on engineering management*, 28-45.
- VENKATESH, V. & BALA, H. 2012. Adoption and impacts of interorganizational business process standards: Role of partnering synergy. *Information Systems Research*, 23, 1131-1157.
- WAMBA, S. F., AKTER, S., EDWARDS, A., CHOPIN, G. & GNANZOU, D. 2015. How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234-246.
- WAMBA, S. F., GUNASEKARAN, A., AKTER, S., REN, S. J.-F., DUBEY, R. & CHILDE, S. J. 2017. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- WANG, Y., KUNG, L. & BYRD, T. A. 2016. Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change*.
- WORSTER, A., WEIRICH, T. R. & ANDERA, F. 2014. Big Data: Gaining a Competitive Edge. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 25, 35-39.
- XIANG, Z., SCHWARTZ, Z., GERDES, J. H. & UYSAL, M. 2015. What can big data and text analytics tell us about hotel guest experience and satisfaction? *International Journal of Hospitality Management*, 44, 120-130.
- XIE, K. L., SO, K. K. F. & WANG, W. 2017. Joint effects of management responses and online reviews on hotel financial performance: A data-analytics approach. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 101-110.
- YE, Q., LAW, R. & GU, B. 2009. The impact of online user reviews on hotel room sales. *International Journal of Hospitality Management*, 28, 180-182.
- ZIORA, A. C. L. 2015. The Role of Big Data Solutions in the Management of Organizations. Review of Selected Practical Examples. *Procedia Computer Science*, 65, 1006-1012.

Anexos

Constructo	Código	Itens	Escala	Referência
Utilização de BDA Em que medida a sua organização implementou a análise de Big Data em cada área de negócio?	BDA1	Gestão de compras	Escala: 2 – (1=implementação reduzida ou nula... 3=implementação moderada... 5= implementação elevada)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	BDA2	Gestão de cliente/CRM		
	BDA3	Marketing/Comunicação		
	BDA4	Melhoria de operações de armazenagem		
	BDA5	Revenue Management		
	BDA6	Monotorização de processos/equipamentos		
	BDA7	Canais de distribuição		
	BDA8	Melhoria da logística		
	BDA9	Gestão das previsões/procura – Planeamento de vendas e operações (S&OP)		
	BDA10	Optimização de inventário		
Benefícios Esperados A utilização de uma análise do Big Data permite/irá permitir à sua organização:	BE1	Melhorar a qualidade do trabalho	Escala: 3 – (1 = discordo totalmente... 3= neutro... 5= concordo totalmente)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	BE2	Tornar o trabalho mais eficiente		
	BE3	Reduzir custos		
	BE4	Melhorar a relação com o cliente/paciente		
	BE5	Aumentar as vendas com novos clientes ou novos mercados		
	BE6	Identificar novas oportunidades de produtos/serviços		
Compatibilidade Tecnológica Indique, por favor, em que medida está de acordo com as seguintes afirmações:	CT1	O recurso à análise do Big Data é coerente com as nossas práticas comerciais	Escala: 3 – (1 = discordo totalmente... 3= neutro... 5= concordo totalmente)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	CT2	O recurso à análise do Big Data enquadra-se na nossa cultura organizacional		
	CT3	Em geral, é/será fácil incorporar a análise do Big Data nas nossas práticas de gestão Hoteleira		
Prontidão Organizacional (código invertido) Em que medida os seguintes factores estão a impedir a sua unidade de negócio de explorar na sua plenitude a análise do Big Data?	PO1	Falta de capital/recursos financeiros	Escala: 5 – (1 = sem impacto . . . 3 = de certa forma . . . 5 = em grande medida)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	PO2	Infraestrutura IT em falta		
	PO3	Falta de capacidade de análise		
	PO4	Falta de recursos qualificados		
Pressão Competitiva Quantas unidades de negócios na sua indústria implementaram a análise do Big Data?	PC1	Em que medida os seus concorrentes implementaram a análise do Big Data?	Escala: 6 – (0 = não sei... 1 = nenhuma adoptou . . . 3 = algumas adoptaram . . . 5 = praticamente todas adoptaram)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	PC2	Em que medida os seus fornecedores implementaram a análise do Big Data?		
	PC3	Em que medida os seus clientes implementaram a análise do Big Data? (deixe em branco se vende para consumidores individuais)		
Apoio da Gestão de Topo A Equipa de Gestão de Topo (EGT, e.g., CIO, COO, CSCO) incentiva o recurso à análise do Big Data?	EGT1	Em que medida a EGT promove o recurso à análise do Big Data na sua organização?	Escala: 4 – (1 = não . . . 3 = em certa medida . . . 5 = é uma das suas principais prioridades)	Adaptado de (Chen et al., 2015)
	EGT2	Em que medida a EGT apoia as iniciativas de análise do Big Data na sua organização?		
	EGT3	Em que medida a EGT promove a análise do Big Data como uma prioridade estratégica na sua organização?		
Desempenho Financeiro Qual o resultado do seu estabelecimento hoteleiro relativamente aos seguintes itens, comparativamente com os seus principais concorrentes?	PF1	Taxa de ocupação por quarto	Escala: 1 = "Muito Pior" a 5 = "Muito Melhor"	Adaptado de (Pereira-Moliner et al., 2012)
	PF2	Rendimento por quarto		
	PF3	Lucro Bruto por quarto		
	PF4	Criação de riqueza (Valor contabilístico vs. valor de mercado)		
	PF5	Capacidade de gerar lucro em tempos de crise		
Satisfação dos Stakeholders Qual o resultado do seu estabelecimento hoteleiro relativamente aos seguintes itens, comparativamente com os seus principais concorrentes?	PS1	Satisfação dos clientes	Escala: 1 = "Muito Pior" a 5 = "Muito Melhor"	Adaptado de (Pereira-Moliner et al., 2012)
	PS2	Satisfação dos colaboradores		
Retenção de Clientes Por favor indique, numa escala de 1 a 5, o seu grau de concordância com as seguintes afirmações:	PRC1	Nós melhoramos a Lealdade/fidelidade dos actuais Clientes	Escala: 3 – (1 = discordo totalmente... 3= neutro... 5= concordo totalmente)	Adaptado de (Chen et al., 2009)
	PRC2	Nós atraímos um grande número de novos clientes		
Reputação Por favor indique, numa escala de 1 a 5, o seu grau de concordância com as seguintes afirmações:	PR1	Nós temos uma boa imagem	Escala: 3 – (1 = discordo totalmente... 3= neutro... 5= concordo totalmente)	Adaptado de (Chen et al., 2009)
	PR2	Nós temos uma boa reputação		

Tabela A – Constructos, Itens, Escalas e Referências Utilizadas

	BDA	BE	CT	EGT	PC	PF	PO	PR	PRC	PS
BDA1	0,801	0,231	0,509	0,687	0,363	0,396	0,450	0,067	0,224	0,083
BDA2	0,873	0,279	0,455	0,653	0,333	0,440	0,428	0,226	0,242	0,166
BDA3	0,873	0,298	0,375	0,692	0,303	0,540	0,284	0,265	0,301	0,177
BDA4	0,785	0,335	0,506	0,674	0,247	0,558	0,249	0,238	0,356	0,315
BDA5	0,836	0,212	0,432	0,624	0,427	0,419	0,425	0,127	0,215	0,167
BDA6	0,816	0,354	0,525	0,589	0,250	0,404	0,312	0,173	0,171	0,094
BDA7	0,872	0,175	0,338	0,592	0,535	0,402	0,473	0,100	0,127	0,031
BDA8	0,880	0,387	0,486	0,718	0,234	0,457	0,306	0,264	0,274	0,169
BDA9	0,860	0,269	0,375	0,710	0,457	0,428	0,438	0,214	0,204	0,071
BDA10	0,893	0,253	0,392	0,629	0,328	0,427	0,373	0,242	0,173	0,211
BE1	0,427	0,883	0,649	0,510	0,270	0,420	-0,010	0,256	0,293	0,114
BE2	0,342	0,897	0,488	0,383	0,238	0,370	-0,031	0,277	0,173	0,137
BE3	0,152	0,821	0,395	0,264	0,292	0,233	-0,022	0,127	0,094	-0,016
BE4	0,189	0,831	0,386	0,297	0,185	0,238	0,064	0,296	0,191	0,107
BE5	0,206	0,872	0,437	0,325	0,283	0,288	0,026	0,325	0,233	0,096
BE6	0,145	0,826	0,361	0,306	0,311	0,344	0,094	0,354	0,272	0,193
CT1	0,446	0,529	0,890	0,593	0,245	0,449	0,196	0,373	0,408	0,220
CT2	0,564	0,477	0,956	0,698	0,195	0,387	0,230	0,302	0,369	0,273
CT3	0,294	0,533	0,775	0,463	0,164	0,226	0,178	0,264	0,260	0,167
EGT1	0,712	0,397	0,617	0,960	0,261	0,560	0,388	0,250	0,523	0,222
EGT2	0,793	0,451	0,698	0,985	0,321	0,577	0,425	0,339	0,492	0,276
EGT3	0,764	0,435	0,674	0,976	0,360	0,567	0,403	0,319	0,499	0,284
PC1	0,361	0,366	0,306	0,361	0,926	0,117	0,190	-0,060	-0,044	0,026
PC2	0,407	0,177	0,198	0,287	0,928	0,177	0,310	0,022	0,025	0,089
PC3	0,329	0,250	0,051	0,191	0,884	0,025	0,229	-0,101	-0,113	-0,120
PF1	0,366	0,347	0,273	0,439	0,112	0,791	0,177	0,557	0,487	0,552
PF2	0,382	0,378	0,272	0,431	0,146	0,860	0,226	0,506	0,460	0,503
PF3	0,483	0,295	0,408	0,518	0,003	0,890	0,262	0,513	0,465	0,433
PF4	0,549	0,392	0,490	0,587	0,156	0,919	0,287	0,540	0,581	0,499
PF5	0,495	0,302	0,322	0,531	0,139	0,881	0,333	0,538	0,518	0,422
PO1	0,430	0,067	0,235	0,366	0,297	0,251	0,794	0,149	0,013	0,121
PO2	0,294	-0,034	0,120	0,321	0,042	0,200	0,778	0,016	0,107	-0,016
PO3	0,300	-0,032	0,133	0,325	0,280	0,296	0,793	0,067	0,202	0,060
PO4	0,314	0,024	0,235	0,275	0,181	0,184	0,745	0,107	0,235	0,260
PR1	0,229	0,331	0,345	0,310	-0,076	0,602	0,121	0,986	0,518	0,687
PR2	0,228	0,289	0,357	0,306	-0,012	0,594	0,097	0,986	0,552	0,704
PRC1	0,305	0,176	0,348	0,512	-0,034	0,565	0,165	0,552	0,960	0,596
PRC2	0,164	0,345	0,412	0,415	-0,040	0,481	0,138	0,407	0,856	0,474
PS1	0,127	0,126	0,242	0,222	-0,051	0,451	0,092	0,608	0,592	0,861
PS2	0,191	0,109	0,231	0,259	0,057	0,527	0,135	0,664	0,513	0,941

EGT - Apoio da gestão de topo; BE - Benefícios esperados; CT - Compatibilidade tecnológica; PF - Desempenho Financeiro; PC - Pressão competitiva; PO - Prontidão organizacional; PR - Reputação; PRC - Retenção de clientes; PS - Satisfação dos Stakeholders; BDA - Utilização de big data analytics

Tabela B – Cross Loadings