

INSTITUTO

SUPERIOR

DE CONTABILIDADE

E ADMINISTRAÇÃO

DO PORTO

P.PORTO

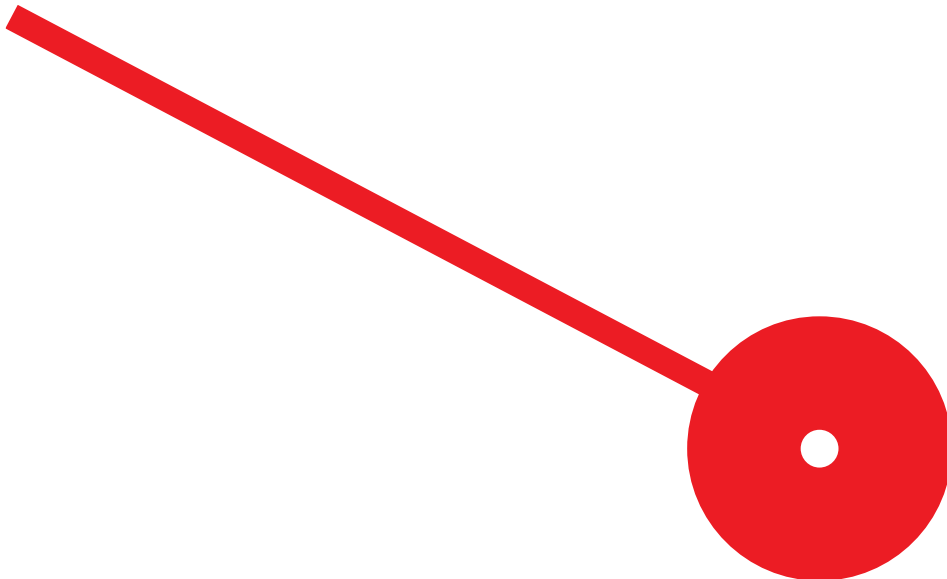
M MESTRADO
GESTÃO E DESENVOLVIMENTO DOS RECURSOS HUMANOS

A Importância do *People Analytics* na Retenção de Talento nas Organizações

Pamela Pires Mourão

Versão final

12/2020



—
INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO

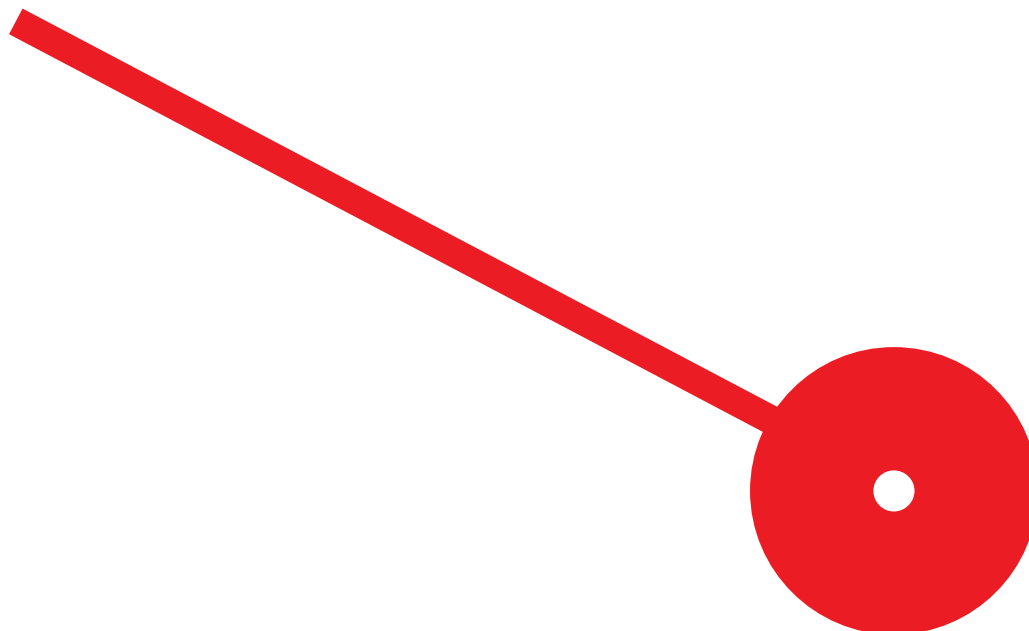
P.PORTO

M MESTRADO
GESTÃO E DESENVOLVIMENTO DOS RECURSOS HUMANOS

A Importância do *People Analytics* na Retenção de Talento nas Organizações

Pamela Pires Mourão

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Gestão e Desenvolvimento dos Recursos Humanos, sob orientação da Professora Doutora Viviana Meirinhos e Professora Doutora Ana Cláudia Rodrigues



Agradecimentos

Começo por agradecer às minhas orientadoras, Professora Doutora Ana Cláudia Rodrigues e Professora Doutora Viviana Meirinhos, pelo rigor, pela destreza dos detalhes, pelos conselhos sábios fundamentais para a elaboração deste trabalho.

Sendo importante para mim e sem qualquer tipo de embaraço quero dizer um muito obrigado ao meu gato Ian Kowalski pelas longas horas em que esteve ao meu lado neste caminho árduo. Obrigado pelo teu companheirismo e afeto felino.

À minha irmã Tininha. Obrigada pelos incentivos e pela compreensão às minhas rabugices e às minhas lamentações, mas principalmente por estar presente.

Ao David. Obrigado pelo teu apoio incondicional, pelas tuas palavras sensatas, paciência e pelo teu Amor. Tudo isto permitiu que esta dissertação fosse uma realidade. Hoje temos mais um objetivo concretizado. Obrigado.

Gratidão a todos, por me inspirarem.

Resumo

A retenção de pessoas nas organizações é uma área crucial para a Gestão de Recursos Humanos, estimulando os níveis de produtividade e desempenho, diminuição dos níveis de rotatividade e diminuição dos custos com a saída de colaboradores, gerando maior rentabilidade.

O *People Analytics* surge no sentido de aumentar a contribuição dos Recursos Humanos (RH), nomeadamente, de auxiliar as organizações a tomar decisões críticas informadas em torno da aquisição, desenvolvimento e retenção de talento.

Com o objetivo de mapear as contribuições da ciência para o *People Analytics* na retenção de talento, este estudo apresenta uma revisão sistemática da literatura sobre o tema. Na metodologia utilizada, implementaram-se critérios de seleção que direcionaram a recolha da amostra. A amostra integra 16 documentos científicos escritos por 31 autores, publicados entre 2008 e 2020. Os resultados obtidos inferem sobre as vantagens, o impacto, os desafios e limitações e as Técnicas de *Data Mining* mais utilizadas no *People Analytics* na retenção.

Este estudo indica que apesar da crescente produção científica do *People Analytics*, esta ainda é escassa quando aplicada ao domínio da retenção. Identificam-se as seguintes vantagens do *People Analytics* na retenção: melhorar as práticas de gestão de talento; aumentar o desenvolvimento da tecnologia; a diminuição da taxa de rotatividade e o aumento a competitividade. O estudo indica um impacto positivo da implementação do *People Analytics* na retenção e aponta como principais desafios, as limitações de sistemas de GRH, a indisponibilidade de dados e a necessidade de formação dos profissionais de RH para aquisição de competências de análise de dados. Quanto às técnicas de data Mining mais utilizadas na retenção, foram identificadas as redes neuronais e as árvores de decisão. Por fim, são discutidas as principais implicações e algumas limitações do estudo, bem como são apresentadas sugestões para pesquisas futuras.

Palavras-chave: *People Analytics, Big Data, Retenção, Data Mining*

Abstract

Nowadays, effectively managing human capital is fundamental for organizations, which implies the creation of strategies for organizations to gain competitive advantage. People retention in organizations is a crucial area for Human Resources Management, stimulating productivity and performance levels, reducing turnover levels and reducing costs with the departure of employees, generating greater profitability.

People Analytics (PA) arises to increase its contribution to HR and has the potential to help organizations make informed critical decisions around the acquisition, development and retention of people.

With the objective of mapping the scientific contributions towards People Analytics in people retention, this study presents a systematic literature review on this subject. In the methodology applied, selection criteria were implemented that guided the collection of the sample. The sample includes 16 scientific documents written by 31 authors, published between 2008 and 2020. The results obtained infer about: Advantages of People Analytics in retention; Impact of People Analytics on retention; Challenges and Limitations of People Analytics in retention and Data Mining Techniques most used in retention.

This study indicates that despite the increasing scientific production of People Analytics, this is still scarce when applied to retention. The following advantages of People Analytics in retention are identified: improving talent management practices; increase the development of technology; reduce the attrition rate and increase competitiveness. The study indicates a positive impact of the implementation of *People Analytics* in retention and points out as main challenges, the limitations of HRM systems, the unavailability of data and the need to train HR professionals to acquire data analysis skills. As for the data mining techniques most used in retention, neuronal networks and decision trees were identified. Finally, the main implications and some limitations of the study are discussed, as well as suggestions for future research.

Keywords: People Analytics, Big Data, Retention, Data Mining.

Índice Geral

INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO I – ENQUADRAMENTO TEÓRICO	5
1.1. Gestão de Recursos Humanos e Retenção de Talento.....	6
1.1.1. Gestão de Recursos Humanos	6
1.1.2. Retenção de talento	8
1.2. <i>Big Data</i>	11
1.3. <i>People Analytics</i> e <i>Business Intelligence</i>	13
1.3.1. Processos de análise de dados em <i>People Analytics</i>	19
1.3.2. O Papel do <i>People Analytics</i> na Gestão de Recursos Humanos e na Retenção de Talento.....	21
1.4. <i>Data Mining</i>	23
1.5. Desafios da aplicação do <i>People Analytics</i>	29
CAPÍTULO II – METODOLOGIA	31
2.1. Revisão Sistemática da Literatura.....	32
2.1.1. Protocolo da revisão sistemática da literatura.....	33
2.1.2. Definição dos termos de investigação	34
2.1.3. Definição das fontes de investigação.....	35
2.1.4. Critérios de inclusão e exclusão	35
2.1.5. Seleção de estudos.....	36
2.2. Análise e Síntese	38
CAPÍTULO III – APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS	40
3.1. Mapeamento da produção científica sobre o <i>People Analytics</i> na retenção de talento	41
3.1.1. Evolução da produção científica sobre o <i>People Analytics</i> na retenção de talento	41
3.1.2. Caracterização da metodologia utilizada na produção científica sobre o <i>People Analytics</i> na retenção de talento	43
3.1.3. Termos utilizados na produção científica sobre <i>People Analytics</i> na retenção de talento	44
3.2. Vantagens e impactos organizacionais do <i>People Analytics</i> na retenção de talento	49
3.3. Limitações e desafios do <i>People Analytics</i> na retenção de talento.....	53
3.4. Técnicas de <i>Data Mining</i> na retenção de talento	54
CAPÍTULO IV – DISCUSSÃO DE RESULTADOS	55
CAPÍTULO V – CONCLUSÕES	60
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64

Índice de Figuras

Figura 1. Modelos de mercado (Go-to-market models).....	15
Figura 2. Níveis de valor da análise de dados em People Analytics	21
Figura 3. Processo de aplicação de Data Mining na retenção de talento	27
Figura 4. Fases do processo PRISMA.....	33
Figura 5. Diagrama da pesquisa de acordo com o modelo PRISMA.....	36
Figura 6. Número de documentos científicos por ano	41
Figura 7. Distribuição dos documentos científicos por continente	42
Figura 8. Distribuição dos documentos científicos por país	42
Figura 9. Tipo de estudo utilizado nos documentos científicos	43
Figura 10. Metodologia utilizada nos documentos científicos.....	43
Figura 11. Técnicas metodológicas utilizadas nos documentos científicos	44
Figura 12. Nuvem de palavras dos termos mais utilizados nos documentos científicos.....	49

Índice de Tabelas

Tabela 1. Unidades de armazenamento de dados	11
Tabela 2. Os 9 P's de Philips.....	17
Tabela 3. Técnicas de Data Mining.....	24
Tabela 4. Termos de investigação	34
Tabela 5. Classificação de referências	37
Tabela 6. Categorias de Análise	39
Tabela 7. Termos mais utilizados nos títulos dos documentos científicos escritos em Inglês	45
Tabela 8. Termos mais utilizados nas palavras-chave dos documentos científicos escritos em Inglês	46
Tabela 9. Termos mais utilizados nos títulos dos documentos científicos escritos em Português	47
Tabela 10. Termos mais utilizados nas palavras-chave dos documentos científicos escritos em Português.....	48
Tabela 11. Principais vantagens do People Analytics na retenção de talento	50
Tabela 12. Subcategorias de impacto do People Analytics na retenção.....	51
Tabela 13. Fatores de limitações e desafios do People Analytics na retenção de talento	53
Tabela 14. Técnicas de Data Mining.....	54

Lista de Abreviaturas

BI	<i>Business Intelligence</i>
CFO	<i>Chief Financial Officer</i>
DELTA	<i>Data, Entreprise, Leadership, Targets, Analytics</i>
EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i>
GRH	Gestão de Recursos Humanos
KPI	<i>Key Performance Indicators</i>
RCAAP	Repositório Científico de Acesso Aberto de Portugal
RGPD	Regulamento Geral de Proteção de dados
RH	Recursos Humanos
ROI	<i>Return On Investment</i>
UE	União Europeia
UvA	<i>Library of the University of Amsterdam</i>

Nos dias de hoje, num mundo globalizado e num mercado de trabalho cada vez mais volátil e flexível, as organizações devem apostar na sua vantagem competitiva para conseguirem superar a concorrência (Armstrong, 2016). Neste sentido, as organizações podem potenciar a sua criação de valor dando maior atenção aos seus recursos humanos (RH), pois são valiosos, raros e inimitáveis, contribuindo para o crescimento e desenvolvimento organizacional, (Schuler, 1992). Deste modo, é importante seguir uma abordagem estratégica que seja coerente e integrada entre os objetivos organizacionais e o trabalho dos colaboradores (Armstrong, 2016).

A retenção de pessoas é um imperativo estratégico para que todas as organizações se mantenham competitivas, sendo um elemento-chave da Gestão de Recursos Humanos (GRH) (Schuler et al., 2011). A saída de um profissional qualificado está associada, teórica ou empiricamente, à diminuição da criatividade e da inovação organizacional; a custos altos de recrutamento, seleção e formação; a prejuízos ao clima organizacional; à descontinuidade em projetos; e à perda de competências, conhecimento e experiência acumulados na organização (Kyndt et al., 2009). A retenção de pessoas é a capacidade que determinadas organizações possuem de manter grupos específicos de profissionais atuando nelas, de modo a alcançarem os seus objetivos estratégicos (Steil et al., 2016). Apesar do entusiasmo pelo tema, há poucas evidências de que as organizações gerem a retenção de pessoas de forma eficaz (Mäkelä et al., 2010). As organizações devem elaborar estratégias robustas para a atração, desenvolvimento e retenção de pessoas, mesmo que isso exija mudanças nas políticas, sistemas e estruturas. Na sequência deste requisito, torna-se premente a necessidade de as práticas de GRH serem orientadas neste sentido.

O surgimento do *People Analytics* é inevitável e trata-se de uma prática de RH viabilizada por tecnologias da informação que utiliza análises descritivas e estatísticas de dados relacionados com processos de RH, capital humano, desempenho organizacional e referências económicas externas para produzir impacto na organização e permitir a tomada de decisões baseada em dados (Marler et al., 2016). O *People Analytics* alia três vertentes: a utilização de tecnologia para processamento de dados na área do *Business Intelligence*; a existência de grandes quantidades de dados relativos a pessoas (*Big Data*) e a utilização de ferramentas analíticas para melhorar os processos e procedimentos de RH (*Data Mining*). Assim, o *People*

Analytics operacionaliza a abordagem sistematizada e integrada no domínio da gestão das pessoas, necessária nas organizações.

Este estudo em particular analisa a forma como o *People Analytics* está a ser desenvolvido e implementado na retenção de pessoas. Este estudo é particularmente relevante por três razões: dada a importância de investir em estudos científicos sobre o *People Analytics* em geral, e em conjunto com a Retenção de Pessoas para compreender o seu impacto, em particular; a lacuna da utilização de *People Analytics* na generalidade das organizações; e o interesse pessoal da autora pelo tema do *People Analytics* na atividade académica e profissional.

O presente estudo surge com a questão de partida “quais as contribuições da ciência para o *People Analytics* na retenção de talento?”. A resposta a esta questão obtém-se com maior rigor e pertinência através de uma abordagem sistemática da literatura, adotando o método qualitativo de carácter indutivo, com o propósito de mapear o conhecimento científico. Este tipo de investigação disponibiliza um resumo das evidências relacionadas com o tema em análise, mediante a aplicação de métodos explícitos e sistematizados de pesquisa, apreciação crítica e síntese da informação criteriosamente selecionada (Brüggemann & Parpinelli, 2008). Com o método de investigação adotado, relata-se o conhecimento científico sobre o objeto de estudo, apresentado os fatores, razões e práticas de *People Analytics* na retenção de pessoas. O presente estudo pretende ajudar a perceber a pertinência da utilização do *People Analytics* para os profissionais de GRH, assim como os desafios e conhecer as técnicas mais utilizadas. Para a literatura, este estudo contribui com a sistematização do conhecimento já produzido, constituindo-se como uma base estruturada para a construção de novas avenidas para o conhecimento. Para atingir os objetivos propostos, o trabalho foi dividido em várias partes que correspondem aos capítulos deste documento. Para além da presente Introdução, o trabalho é constituído pelo: Capítulo 1, onde se apresenta o estado da arte: definem-se os principais conceitos e realiza-se a caracterização do enquadramento conceptual sobre o *People Analytics* e retenção de pessoas através da interpretação da literatura mais relevante. O capítulo 2 corresponde à descrição da metodologia utilizada na génese do trabalho científico que aqui se apresenta. No capítulo 3 sumariza-se a apresentação de resultados dos dados recolhidos. E por fim, no capítulo 4 apresenta-se a discussão dos resultados e a conclusão, onde são avaliados e interpretados os resultados obtidos em relação à questão de partida definida, implicações do

estudo e confronto com os resultados da literatura e finalmente analisa-se as principais contribuições do estudo, limitações e sugestões para estudos futuros.

CAPÍTULO I – ENQUADRAMENTO TEÓRICO

1.1. Gestão de Recursos Humanos e Retenção de Talento

1.1.1. Gestão de Recursos Humanos

A Gestão de Recursos Humanos (GRH) surge da importância dada às pessoas como um recurso que deve ser gerido estrategicamente, embora as suas características sejam específicas e diferenciadas em relação aos restantes recursos existentes numa organização (Azevedo, 2017).

Storey (1995) apresenta três aspetos-chave que explicam a dificuldade da existência de uma definição unívoca e consensual de GRH: a amplitude do seu significado; os conteúdos múltiplos das práticas de gestão; e, a sua validade/utilidade. Estas características originam diferentes definições que atribuem ênfase distinta às especificidades da GRH. Cunha et al. (2012) consideram a GRH como “um conjunto de práticas e processos que incluem, de forma não exclusiva, os seguintes: atração e seleção de colaboradores de forma alinhada com a direção e a intenção estratégica da organização; gestão e facilitação do avanço e desenvolvimento de carreira dos colaboradores; estar a par ou além das regras de legislação das relações industriais e outras áreas de política laboral como saúde e segurança ocupacional, equidade, diversidade e não discriminação; assegurar procedimentos uniformes e informações sobre as diversas dimensões do emprego e das políticas de recursos humanos disponíveis para os empregados que as queiram consultar” (p.57).

Por seu turno, Bilhim (2009, p.29) refere que a GRH “diz respeito a todas as decisões e ações de gestão que afetam a relação entre as organizações e os seus colaboradores. Envolve, por isso mesmo, todas as ações relativas à seleção, formação, desenvolvimento, recompensas e relações com os colaboradores”.

Chiavenato (1987, p.74) afirma que “a GRH consiste em planejar, organizar, desenvolver, coordenar e controlar técnicas capazes de promover o desempenho eficaz e eficiente dos colaboradores”. Já na perspetiva de Storey (1995, p.5), a GRH é definida como “uma abordagem distintiva da gestão dos colaboradores, que procura alcançar uma vantagem competitiva através do desenvolvimento estratégico de uma força de trabalho, altamente capaz e empenhada, usando um conjunto integrado de técnicas culturais, estruturais e pessoais”.

O principal propósito da GRH é garantir que a organização alcance o sucesso através das pessoas que nela trabalham (Armstrong & Taylor, 2014). A GRH pretende aumentar a eficácia e a capacidade de uma organização atingir os objetivos através dos recursos disponíveis para o fazer.

De facto, a GRH transfigura-se, então, no conjunto de “políticas, práticas e sistemas que influenciam o comportamento, as atitudes e o desempenho dos membros da organização no sentido de aumentar a competitividade e a capacidade de aprendizagem da organização” (Gomes et al., 2008, p.57).

O capital humano é o conhecimento e as competências que os indivíduos adquirem, mantêm e utilizam numa organização (Armstrong, 2006; Kucharčíková, 2011).

Na visão microeconómica, existem duas abordagens básicas (Candiotto, 2002). Em termos de economia organizacional, o capital humano é considerado como o fator de produção. Em termos de uma visão de gestão, o capital humano é um recurso ou ativo comercial que faz parte do valor de mercado da organização. A abordagem macroeconómica contempla o capital humano como um dos fatores de produção, e, portanto, uma fonte de crescimento económico.

Neste trabalho a principal definição a ser utilizada é a de Armstrong (2006) que define o capital humano como o conhecimento e competências que os indivíduos criam e utilizam numa organização para obtenção de uma vantagem competitiva sustentável.

Em síntese, apesar da grande diversidade de definições propostas pelos diferentes autores, pode afirmar-se que a GRH é uma área transversal à vida da organização em todas as suas vertentes. A premissa fundamental da GRH é de que a eficácia organizacional depende da existência de uma ligação saudável entre as práticas e políticas de gestão de pessoas e a estratégia de negócio. A principal finalidade da estratégia de RH é a de contribuir para a concretização, com sucesso, do modelo de negócio da organização.

Gerir pessoas revela-se uma tarefa complexa, que implica diversos conceitos e ações inter-relacionadas que devem ser analisadas pormenorizadamente.

Nas últimas três décadas, a prática da GRH passou por uma transformação significativa, incluindo a passagem da GRH de uma função de nível administrativo e orientado para a manutenção dos processos, para passar a operar como uma função central do negócio e um parceiro estratégico para o negócio (Parreira et al., 2017). A GRH tem uma posição singular que lhe permite agregar valor à organização.

As organizações com processos de GRH eficientes, bem definidos, bem aplicados e que têm em vista o sucesso da organização, podem ganhar uma vantagem competitiva no mercado (Saha et al., 2017). Dentro destes processos, realça-se a retenção de pessoas, devido à crescente mobilidade da força de trabalho no mercado atual (Armstrong, 2006).

1.1.2. Retenção de talento

Michaels et al. (2002, p.12), definem talento como “conjunto de competências de uma pessoa – os seus dons, habilidades, conhecimento, experiência, inteligência, discernimento, atitude, carácter, e impulsos inatos e também inclui a sua capacidade de aprender e desenvolver-se”. Estes autores apresentam uma definição de talento que se refere a competências, capacidades inatas, conhecimentos, capacidades adquiridas, valores, comportamentos e potencial de desenvolvimento. Berger et al. (2004), defendem que os colaboradores talentosos demonstram um desempenho superior e possuem as competências estratégicas necessárias para a organização. Estes têm de ser vistos como o colaborador modelo para os restantes, e desempenharem um papel fundamental para o sucesso da organização. Este refere ainda que a organização deve desenvolver meios para reter os colaboradores mais talentosos e utilizar as capacidades dos mesmos para aumentar a performance organizacional. Para Câmara et al. (2003), o talento apresenta um papel importante na valorização do capital humano, pois o facto de *ter talentos na organização* é sinónimo de produção de ativos intangíveis. Jantan et al. (2010), referem que um colaborador com talento tem a capacidade de fazer uma diferença significativa no desempenho atual e futuro da organização onde se insere.

Armstrong e Taylor (2014), referem que é importante atrair e manter pessoas de alta qualidade nas organizações, ou seja, reter as melhores pessoas. O *resourcing* relaciona-se com a retenção de pessoas, pois de forma à organização ter as pessoas em número e com as competências necessárias, o processo de retenção, relaciona-se também com a atração e desenvolvimento dos indivíduos. Armstrong (2016, p.234), afirma que, “uma estratégia de Retenção visa garantir que o talento da organização, detentoras de conhecimentos e competências nucleares ao negócio, não saiam da organização, reduzindo, simultaneamente, os níveis de rotatividade laboral”.

A retenção de talento é uma das áreas de intervenção da GRH, pois após o processo de atração e desenvolvimento é fundamental que as organizações consigam reter os colaboradores para que reduzam a rotatividade e todos os problemas de diminuição de produtividade e custos associados (Tarique & Schuler, 2010). A saída de colaboradores de uma organização é considerada dispendiosa e causadora de alterações no trabalho, nesse caso, reter o talento é essencial para as organizações (Bryant et al., 2013). Para Donoghue (2010), a retenção de pessoas caracteriza-se pela capacidade que as organizações têm para manter os seus

colaboradores, através de esforços persistentes que visam a melhoria organizacional, de modo a que estes não tenham a intenção de abandonar a organização. Os colaboradores mudam de emprego com frequência, sendo por isso fundamental que as organizações adotem práticas que lhes possibilitem reter os melhores colaboradores de forma a que estes se sintam satisfeitos, motivados e comprometidos com a organização. (Tarique & Schuler, 2010). No entanto, a identificação dos colaboradores com competências e conhecimentos acima de um padrão definido continua a ser difícil, pelo que é sugerido que a Gestão de Talentos seja operacionalizada em 3 momentos: definição de Talento, identificação dos indicadores de performance associados à definição de Talento e monitorização desses indicadores para controlo (Pereira, 2015).

A ideologia de marketing interno refere que os colaboradores de uma organização são considerados o seu primeiro mercado e por isso a retenção é tão essencial quanto o recrutamento (Araújo et al., 2012). O custo de substituição de um colaborador pode ser considerável (Cannella & Hambrick, 1993), no entanto, o verdadeiro custo da perda de talento não é conhecido (Ballinger et al., 2011). Além do custo de substituir quem sai, está o problema da perda de conhecimento associado em vários níveis da organização, incluindo o contacto e experiência com o cliente e os seus relacionamentos (Mitchell et al., 2001). Argumenta-se que “os custos reais nunca são medidos; as perdas de continuidade do serviço ao cliente ou conhecimento de impacto crítico nunca são calculadas” (Holtom et al., 2008 p.236). Towers Watson (2009) sugere que vários recursos devem estar envolvidos na retenção de pessoas, no entanto, constatou que a responsabilidade da retenção geralmente recai sobre os RH e os gestores de linha. O conceito de retenção refere-se à manutenção dos colaboradores na organização e para o conseguir, há um conjunto de fatores que a favorecem: ambiente de trabalho agradável e saudável, remuneração interessante, entre outros fatores (Chiavenato, 2009). É necessária a criação de um ambiente que propicie aos colaboradores o uso das suas capacidades e a compreender o seu potencial, de forma a beneficiar a organização e a eles próprios, fomenta a sua satisfação e, conseqüentemente, a sua retenção na organização por um longo período (Storey, 1992).

A retenção é o resultado de um processo de intercâmbio social entre a organização e o colaborador, a teoria de GRH defende que, quando as práticas vão além do esperado com base nas obrigações contratuais de emprego, os colaboradores retribuem esse investimento

desenvolvendo atitudes positivas em relação ao empregador e exibindo níveis mais altos de comportamentos discricionários, de desempenho e produtividade (Tsui et al., 1997). Neste sentido surge o conceito de *engagement*. A sua definição corresponde a um estado mental positivo e gratificante relacionado com o trabalho sendo caracterizado por vigor, dedicação e absorção (Oliveira & Ribeiro, 2019; Porto-Martins et al., 2013). Os colaboradores envolvidos possuem energia e vigor e são fortemente envolvidos nas tarefas a realizar com dedicação e concentração. São colaboradores satisfeitos na realização do seu trabalho permitindo desta forma promover as suas competências e ao mesmo tempo a avaliação de outro tipo de dados que são aproveitados como uma vantagem competitiva para a contratação de pessoas (Bakker & Schaufeli, 2015). Oehler e Christopher (2018) concluíram ainda, que, para que o colaborador esteja verdadeiramente envolvido com a organização, tem de transmitir aos que o rodeiam coisas positivas, agir como defensores da mesma, ter vontade de permanecer na organização e ter motivação para dar o seu melhor, de forma a obter resultados estipulados e cumprir os objetivos.

No futuro prevê-se que a retenção constitua um fator crítico para as organizações a nível mundial, devido à conjectura de orientação para a mobilidade global, à diminuição acentuada da população ativa com o aumento da população envelhecida e por fim a antevisão de escassez de mão-de-obra qualificada (Abhayawansa & Abeysekera, 2007; Santos, 2015; Vaiman et al., 2015). Além disso, verifica-se a tendência para o aumento da rotatividade de pessoas, já que, se no passado, as pessoas mudavam de organização poucas vezes, durante a sua vida profissional, atualmente, o tempo médio de permanência dos colaboradores numa organização é de 3,3 anos (Leidner & Smith, 2013), verificando-se, logo, uma ligeira subida no tempo de permanência no mesmo emprego e/ou organização.

Portanto, para mitigar o risco de perda de talentos, Galpin et al. (2012) recomendam que uma avaliação de risco deve ser realizada nos colaboradores da organização para determinar a importância desses recursos, perceber o que os motiva e quais as ações necessárias para minimizar a sua perda. Pode argumentar-se que as pessoas que já estão na organização e identificadas para reter devem ser tratadas como recursos recém-recrutados em termos de acompanhamento (Galpin & Herndon, 2007). Os perfis de retenção diferem independentemente de o colaborador apresentar um alto ou baixo desempenho e sugere-se que as atividades de retenção sejam adaptadas para grupos específicos de funções. Importa também, neste âmbito

perceber e analisar os dados dos colaboradores, tanto para permanecerem na organização como para saírem (Hausknecht et al., 2009).

1.2. Big Data

A evolução tecnológica associa-se a um desenvolvimento exponencial da quantidade de dados produzidos e armazenados diariamente (Fitz-Enz & Mattox, 2014). Concretamente, são produzidos trilhões de gigabytes por dia, prevendo-se que este número duplique nos próximos anos. O byte refere-se à unidade básica de informação e tratamento de dados, sendo que 1 gigabyte representa 10^9 bytes (Jimenez, 2010) (Tabela 1).

Tabela 1. Unidades de armazenamento de dados

Unidade	Símbolo	Múltiplo	Descrição
Byte	B (Byte)	1 Byte (8 bits)	1 Byte representa o espaço necessário para armazenar uma única letra do alfabeto.
QuiloByte	KB (Kbyte)	1 KB (8 Bytes)	A maior parte dos documentos que contém apenas texto ocupam algumas dezenas de KBytes.
MegaByte	MB (Mbyte)	1 MB (1024 KB)	Uma foto com boa resolução ocupa cerca de 4 MB, uma música poderá ocupar cerca de 8MB.
GigaByte	GB (GByte)	1 GB (1024 MB)	Com 1 GB é possível armazenar diversos vídeos de curta duração.
TeraByte	TB (TByte)	1 TB (1024 GB)	Um TeraByte pode armazenar cerca de 40 filmes em alta definição ou perto de 200.000 músicas.
PetaByte	PB (PByte)	1 PB (1024 TB)	Alguns PetaBytes seriam suficientes para armazenar a informação que existe em todos os livros do mundo.
ExaByte	EB (EByte)	1 EB (1024 PB)	Um ExaByte pode armazenar um bilhão de canções e é a medida utilizada para medir o tráfego da Internet.
ZettaByte	ZB (ZByte)	1 ZB (1024 EB)	Um ZettaByte equivale a 1 bilhão de discos com 1 TeraByte.
YottaByte	YB (YByte)	1 YB (1024 YB)	Capacidade de armazenamento do datacenter da NASA inaugurado em 2013.

Fonte: Adaptado de Jimenez (2010)

Este crescimento reflete-se na dificuldade e morosidade da análise de dados, oferecendo por outro lado, uma melhor combinação de dados e maior importância para os negócios. Mais do que a quantidade de dados, importa saber o modo como estes podem ser extraídos e analisados, para criar *inputs* relevantes para o processo de tomada de decisão ao nível da

definição estratégica e da gestão do capital humano. Este fenómeno atual é designado por *Big Data*. Para Rafter (2013), o impacto do *Big Data* e sua análise nas organizações é, sem dúvida, umas das inovações associado à tecnologia mais relevantes dos últimos tempos, com aplicabilidade em vários tipos de organizações e instituições. *Big Data* são ativos de informação que exigem soluções de processamento inovadoras e eficientes para melhorar o conhecimento e a tomada de decisões nas organizações. O *Big Data* é tradicionalmente caracterizado por quatro elementos, também chamados de os 4V's (Isson & Harriott, 2016; Van Vulpen, 2018): volume, velocidade, variedade e veracidade. O *Big Data* refere-se a um grande **volume** de dados, não apenas em termos de gigabytes, mas de terabytes e petabytes. Este volume de dados representa milhões e milhões de células numa folha do Excel. O *Big Data* não é estático, possui uma certa dinâmica/**velocidade**. Está constantemente a recolher novos dados. Os dados do *twitter* são um exemplo: centenas de *tweets* por segundo representam grandes quantidades de dados. O *Big Data* tem uma certa **variedade**. Não apenas de dados bem estruturados (dados ordenados em linhas e colunas) mas também de dados não estruturados. O *Big Data* é confuso e nem sempre fidedigno, o que coloca desafios no que respeita à **veracidade**. A qualidade e precisão nem sempre estão presentes em dados muito grandes. A limpeza de dados faz parte do processo de análise de *Big Data*. No entanto, devido à grande quantidade de dados, alguns desses pequenos erros podem não ser eliminados. A grande quantidade de dados compensa a diminuição da confiabilidade de pontos de dados individuais (Isson & Harriott, 2016; Van Vulpen, 2018).

Os dados que constituem o *Big Data* são classificados como dados estruturados e não estruturados (Deka, 2014). Os dados estruturados são semelhantes aos dados financeiros, e os dados não estruturados geralmente são de baixo custo e menos tangíveis. No entanto, pelo menos 80% dos dados atualmente produzidos são imagens não estruturadas, não numéricas, texto e áudio. À medida que as redes sociais continuam o seu crescimento explosivo, a percentagem de dados não estruturados aumenta. Na prática, dados estruturados e não estruturados podem ser combinados, resultando em dados híbridos. Embora os dados híbridos sejam essenciais para análises futuras, tornarão o processo muito mais complicado. É exatamente por isso que o desenvolvimento do estudo do *Big Data* é essencial (Fitz-enz & Mattox, 2014).

A GRH tem acesso a uma grande variedade de dados. Os sistemas que contêm dados dos colaboradores, informações de pagamento, *engagement*, retenção, são exemplos de dados estruturados. As avaliações de desempenho e conteúdos de e-mail que podem conter informações interessantes para o *analytics* são na sua maioria dados não estruturados (Van Vulpen, 2018). No contexto de *Big Data*, que processa grandes quantidades de dados e que recorre a tecnologia avançada de análise, surge o conceito de *Big Data Analytics*. O *Big Data Analytics* é a combinação de *Big Data* e *Analytics*, em que se associam para criar uma das tendências mais profundas de *Business Intelligence* (BI) da atualidade (Russom, 2011). Relativamente ao *People Analytics*, o *Big Data* é essencial para fornecer informações em tempo real para as organizações maximizarem o valor das pessoas para a organização, bem como maximizar o valor da organização pelas pessoas que pretende reter e desenvolver (Isson & Harriott, 2016). Fitz-enz e Mattox (2014) explicam que o termo “*Analytics*” deriva do grego “*analysis*” (‘ana’ + ‘lysis’), que significa o isolamento e identificação de variáveis numa situação com o propósito de melhorar a compreensão do fenómeno em estudo, consideram que se trata de um encontro entre arte e ciência. Quando se fala em “*Analytics*”, as pessoas pensam imediatamente em estatística. É incorreto. A estatística desempenha um papel importante, mas apenas depois da compreensão sobre as interações, os relacionamentos e os elementos do problema. O *Analytics* é primeiro uma estrutura mental, uma progressão logística e depois um conjunto de operações estatísticas.

1.3. *People Analytics* e *Business Intelligence*

Business Intelligence é um termo abrangente que inclui aplicações, infraestruturas, ferramentas e práticas recomendadas que permitem o acesso e a análise de informações para melhorar, otimizar decisões e desempenho (Van Vulpen, 2018). *People Analytics* emerge do BI e do *Big Data*, e consiste na identificação e quantificação sistemática da influência dos fatores humanos na atividade da organização. Por outras palavras, é uma aproximação à GRH baseada em dados (*data*) que permite responder a perguntas como: Qual será a rotatividade no próximo ano? Qual o prejuízo para a organização devido à rotatividade de colaboradores? Quais os fatores que determinam a rotatividade dos colaboradores? Quais são os maiores riscos na força de trabalho? etc. (Van Vulpen, 2018). *People Analytics* é o termo que descreve um conjunto de

atividades técnicas que definem, criam, recolhem e transformam os dados digitais em relatórios, pesquisas, análises, otimizações, previsões, automações e *insights* para criação de valor no que respeita à gestão das pessoas nas organizações (Gupta et al., 2020).

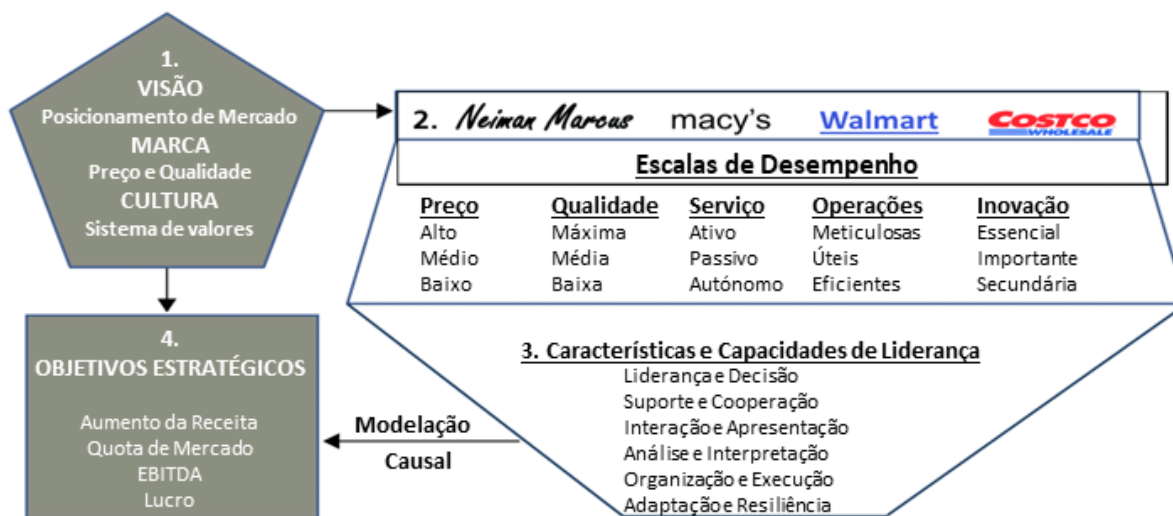
Com a evolução do *Big Data*, várias tendências estão a mudar o mundo do trabalho e a abrir caminho para a ascensão do *People Analytics*: o impacto da tecnologia digital no mercado de trabalho, nomeadamente dos *social media*; a influência dos *millennials*; a globalização da economia da força de trabalho; a diminuição da lealdade dos colaboradores e a consequente necessidade dos empregadores de envolverem os talentos com a organização; a maior concorrência no mercado por talentos; a pressão interna sobre os RH, nomeadamente para se tornarem num parceiro mais estratégico; a escassez de competências no mercado de trabalho e consequente competição pelo talento; o talento ser reconhecido como um diferenciador competitivo; e a evolução dos RH para gestão de talento (Isson & Harriott 2016).

O *People Analytics* nasce quando uma organização tenta vincular o seu modelo de liderança aos objetivos estratégicos da organização (Fitz-enz & Mattox 2014). Implica que as características e competências de liderança sejam derivadas do modelo de entrada da organização no mercado. O modelo causal relaciona as competências de liderança como a visão, a marca, cultura e o posicionamento de uma organização no mercado, com os objetivos estratégicos em torno de fatores como: receita da organização; participação no mercado; lucro e EBITDA. Para isso, as competências de liderança são transformadas em indicadores de desempenho em várias dimensões (preço, qualidade, serviço, operações, inovação) e definidas as características e competências que precisam de ser desenvolvidas e apoiadas, para o alcance dos objetivos estratégicos (Figura 1).

A necessidade de a GRH passar de um parceiro tático para um parceiro estratégico pode ser atingida através do *People Analytics*. O *People Analytics* exige vários fatores para ter sucesso, incluindo: um forte suporte da liderança executiva a análises; boas infraestruturas tecnológicas; ferramentas eficazes de tecnologia; alinhamento com as prioridades corporativas e comunicação eficaz entre os departamentos. Pease (2015) argumenta que as organizações que baseiam a tomada de decisão em *People Analytics* superam os seus concorrentes. Em 2013, num estudo efetuado na *Bain & Company*, (Heric, 2018) foram examinados os dados de 400 grandes organizações e descobriu-se que quanto mais avançadas e utilizadas as ferramentas de *Analytics*

de uma organização, maior a margem pela qual superava os seus concorrentes. Concluiu-se que as organizações utilizadoras deste sistema estariam no topo de desempenho a nível económico dentro do seu setor, teriam uma tomada de decisão mais rápida que os seus concorrentes, a tomada de decisões seria concreta e adequada e utilizariam o sistema de *Analytics* na tomada de decisão.

Figura 1. Modelos de mercado (*Go-to-market models*)



Fonte: Adaptado de Fitz-enz e Mattox (2014)

Ao longo dos últimos anos, as maiores organizações mundiais têm implementado aplicações que acumulam dados (*data*) com o objetivo de elevar as expectativas dos clientes e otimizar as suas operações para níveis sem precedentes (Andersen, 2017). Estas organizações transformaram a tecnologia numa arma estratégica. As organizações compreendem que atualmente estas aplicações permitem-lhes obter uma vantagem competitiva (Davenport & Harris, 2007). Existe uma consciencialização crescente de que dados e informações, tal como uma simples mercadoria, têm pouco valor para uma organização, a menos que sejam transformados em conhecimento útil (Falletta, 2014). Embora os resultados sejam um ótimo argumento para o *Analytics* em geral, não são específicos ao RH. Um estudo da Deloitte (2014) constatou que as organizações que aumentam os seus investimentos em medições e análises de RH estão a duplicar as suas melhorias na área de recrutamento, a triplicar as capacidades de desenvolvimento de líderes e a conseguir aumentos na ordem dos 30% dos valores das suas ações. Segundo Levenson (2005), o simples cálculo do retorno do investimento (ROI) não

oferece uma representação fidedigna das vantagens do *People Analytics*. A maioria dos profissionais de RH não tem formação em áreas de gestão financeira, não se sentindo com capacidade para calcular o ROI, e o ROI não consegue simplificar processos complexos. O tempo e os recursos necessários para calcular o ROI pode ser excessivo, pelo que não é o cálculo mais pertinente em RH. Tradicionalmente, os departamentos de RH recolhem dados isolados e apresentam-nos em relatórios estáticos que incluem *dashboards*, métricas e *scorecards* que têm apenas uma função descritiva do que se passou num determinado intervalo de tempo (Isson & Harriott, 2016). O *People Analytics* introduz uma evolução de paradigma, integrando dados de inúmeras fontes na organização sob a forma de um *dashboard* dinâmico e interativo, com funções preditivas e prescritivas, que se torna parte do processo de tomada de decisão da gestão organizacional, como por exemplo painéis de *Business Intelligence* (BI) (Isson & Harriott, 2016). Em termos simples, a análise que deve ser utilizada é a preditiva, o que significa uso de métodos quantitativos para extrair a influência dos dados e utilizar depois essa informação para tomar decisões estratégicas, prever e, finalmente, melhorar o desempenho da atividade de uma organização (Pease, 2015).

Para as organizações utilizarem os processos de GRH de forma mais eficiente, estas recorrem cada vez mais a métricas que caracterizam os colaboradores e a sua atividade dentro da organização, gerando grandes quantidades de dados que não podem ser tratados pelos métodos estatísticos tradicionais (Minbaeva, 2017a). As organizações devem adotar o uso de *People Analytics* ao invés dos tradicionais relatórios estatísticos, pois as organizações que apenas utilizam dados para relatórios têm uma desvantagem significativa (Minbaeva, 2017a).

Quando se fala em *People Analytics*, abordam-se processos de macro análise numa cadeia de valor analítico. Esse processo envolve nove pontos analíticos que segundo Philips e Philips (2014) são designados de os 9 ‘P’s (Tabela 2): Pessoas (colaboradores da organização); Pré-Engagement (interação com os “clientes” internos ou externos); Planeamento (gestão de projetos); Plataforma (tecnologias usadas); Processo (procedimentos de suporte à análise); Produção de análise, (estudo do processo corporativo); Pronúnciação (comunicação dos dados); Previsão (indicadores preditivos); Proveito (contribuição para o lucro da organização). Embora nem todas as análises façam referência ao lucro como uma métrica, os resultados analíticos que reduzem custos e aumentam a receita são todos válidos para aumentar a rentabilidade.

Tabela 2. Os 9 P's de Philips

Os 9 P's de Philips	
Pessoas	Colaboradores da organização, com os seus conjuntos de competências, experiências e perspetivas;
Pré-Engagement	Os esforços analíticos exigem conversar com as pessoas que são os “clientes” (internos ou externos) da organização para verificar se a análise proposta é viável e possível;
Planeamento	A análise requer um determinado nível de planeamento, na gestão de projetos, para fornecer estrutura, macros e cronogramas;
Plataforma	A tecnologia ou conjunto de tecnologias usadas para recolher, analisar e comunicar a análise;
Processo	Todos os esforços funcionam em processos que podem ou não existir para dar suporte à análise. A importância da gestão de processos e operações sólidas de análise é importante para o sucesso;
Produção de análise	Envolve pessoas que contactaram previamente as partes interessadas para planear uma análise dentro do processo corporativo;
Pronúncia	Os esforços de análise exigem que o analista não se limite a relatar e analisar os dados, mas também socialize e comunique a análise para responder ao solicitado.
Previsão	Todas as análises envolvem o uso de indicadores preditivos como parte da otimização digital. A previsão inclui aplicações de <i>Data Science</i> em <i>Big Data</i> .
Proveito	Todas as atividades analíticas devem estar ligadas à forma como os dados (e, portanto, à transação ou comportamento analisado) contribuem para o lucro da organização. Embora nem todas as análises, façam referência ao lucro como uma métrica, os resultados analíticos que reduzem custos e aumentam a receita são todos válidos para aumentar a rentabilidade.

Fonte: Adaptado de Philips e Philips (2014)

A utilização do *People Analytics* pelas organizações tornou-se útil, desde a simples recolha de factos até adaptações efetivas às mudanças do mercado. Davenport et al. (2010) listaram 6 formas de como o *People Analytics* é aplicado nas organizações: (i) Seleção e monitorização de indicadores-chave da saúde organizacional; (ii) Identificação de departamentos ou indivíduos que precisam de mais atenção; (iii) Determinação das ações que têm maior impacto nos resultados; (iv) Previsão dos níveis da força de trabalho; (v) Aprendizagem das razões que levam as pessoas a saírem da organização; (vi) Adaptação da

força de trabalho às mudanças no ambiente de negócios. Petersen (2015) enumera outras formas de utilização do *People Analytics*: (i) a detecção precoce das intenções de abandono da organização por parte dos colaboradores, (ii) a projeção de futuras lideranças, (iii) análise do nível de stress para a gestão da saúde no local de trabalho, (iv) métricas de KPI em detalhe dos colaboradores, (v) análises de rede de comunicação interna, e (vi) a criação de personas tendo em conta dados reais dos colaboradores.

Apesar do enorme interesse no *People Analytics*, as organizações têm-se deparado com dificuldades em evoluir de relatórios operacionais para os relatórios de *People Analytics* (Minbaeva, 2017b). A razão deve-se principalmente à incapacidade de as equipas de análise estabelecerem um processo interno fidedigno e em demonstrarem o seu valor. O desenvolvimento de *People Analytics* numa organização requer trabalho em três dimensões: na qualidade de dados; na capacidade de análise e na capacidade estratégica de ação. Para além disso, esse trabalho deve ser realizado em três níveis: indivíduo, processo e estrutura organizacional (Minbaeva, 2017b).

O *People Analytics* evoluiu consideravelmente nas últimas duas décadas, mas a sua aplicação é ainda escassa nas organizações. As poucas organizações que a utilizam, obtêm os benefícios na utilização dessas ferramentas e medidas mais sofisticadas com o objetivo de compreender, prever e controlar resultados importantes nos negócios. Os dados obtidos por estes processos podem ser usados para compreender e prever receitas, lucros, clientes, satisfação e rotatividade dos colaboradores (Schiemann et al., 2017). Importa reter que, segundo Van den Heuvel e Bondarouk (2017), até 2025, o *People Analytics* tornar-se-á uma disciplina estabelecida, terá um impacto comprovado nos resultados de negócios e terá uma forte influência na tomada de decisões operacionais e estratégicas. Além disso, o desenvolvimento do *People Analytics* será caracterizado pela integração com dados e infraestrutura de TI integrados entre áreas funcionais e até mesmo através das fronteiras organizacionais. O *People Analytics* pode muito bem ser incluído numa função de *Analytics* centralizada - transcendendo áreas funcionais individuais como Marketing, Finanças e GRH.

1.3.1. Processos de análise de dados em *People Analytics*

Existe um otimismo exagerado sobre o estado atual do *Analytics* aplicados ao Capital Humano e do seu impacto sobre o RH no curto e médio prazo, mas as perspectivas a longo prazo são positivas (Andersen, 2017). Os processos de *People Analytics* permitem que a GRH elabore contribuições estratégicas, mas nem todas as análises de dados oferecem ideias válidas. Para melhorar a qualidade do *People Analytics*, a GRH deve desenvolver um centro de especialização em *People Analytics* e criar uma base de competências de *Analytics* na organização (Levenson, 2005). As melhores práticas em *People Analytics* são transversais à organização e devem ser aplicadas desde o diretor de recursos humanos, passando por todo o departamento de GRH e os próprios colaboradores (Green, 2017).

O processo começa com o simples relatório de métricas de RH e vai até à modelação prescritiva das práticas de negócios. Embora o capital financeiro (dinheiro e ativos líquidos) e o capital económico (ativos intangíveis) sejam a força vital de um negócio, é o capital humano (pessoas) que aplica dinheiro e alavanca ativos intangíveis para impulsionar o desempenho dos negócios. À medida que a organização evolui do modelo descritivo para o prescritivo, o valor agregado aumenta exponencialmente. A questão fundamental da gestão: Como administramos as pessoas que se pretende manter de forma mais eficaz? O comportamento humano é muito mais complexo e menos previsível que os ativos tangíveis.

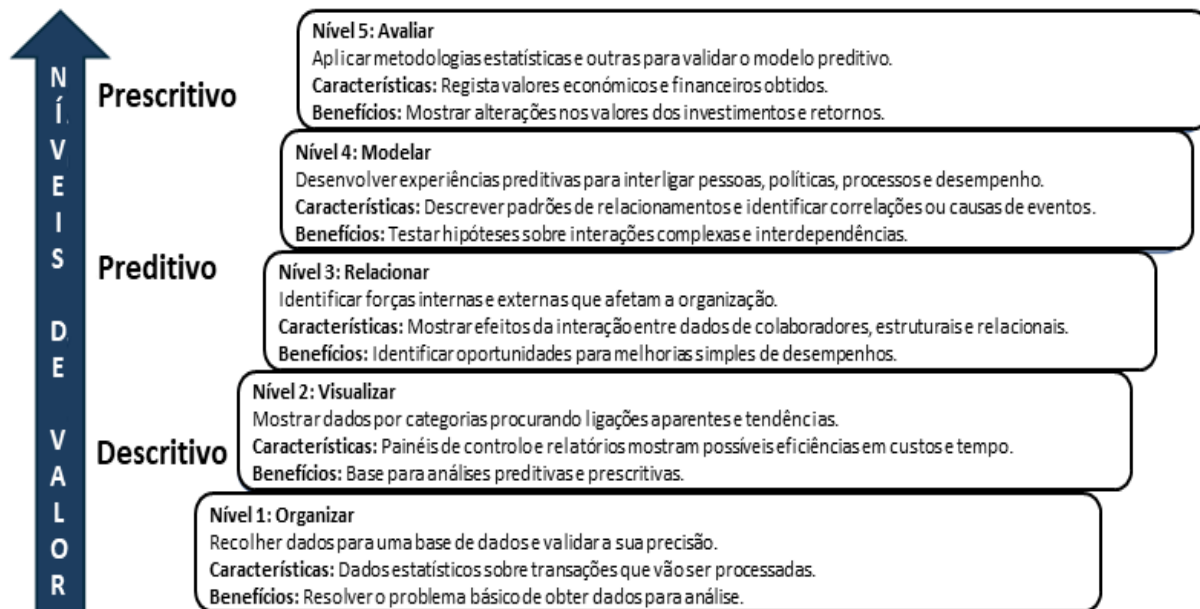
Davenport et al. (2010) resumem as características necessárias para o *People Analytics* com o acrónimo DELTA que significa: acesso a Dados de alta qualidade (*Data*), Empreendimento (*Entreprise*), Liderança analítica (*Leadership*), metas estratégicas (*Targets*) e Análise (*Analytics*).

As organizações podem obter **dados** de RH mais eficazes dos seus sistemas, mas para isso precisam de melhorar esses dados com novas métricas. Os gestores de linha de uma organização devem observar e registar a frequência com que os colaboradores da equipa, por exemplo: “sorriem”; esse comportamento está altamente relacionado com a satisfação do colaborador. Os dados não precisam de ser perfeitos para serem apropriados para análise - apenas suficientes para compreender tendências importantes. O RH não pode restringir o acesso aos dados dos colaboradores ao seu departamento; as organizações precisam de aceder a esses dados para terem sucesso. Existe uma relação estatística entre a satisfação dos colaboradores e

o desempenho da organização - geralmente ao nível da filial ou loja. O significado de relacionamento organizacional motiva muitas organizações a realizar pesquisas de **Engagement** dos colaboradores trimestralmente, e não anualmente. O sucesso de quase qualquer iniciativa depende dos seus **líderes**, e a análise de talentos não é exceção. Obter insights sobre o desgaste dos colaboradores e abordagens eficazes de gestão são importantes: Definir especificamente os tipos de colaboradores nos quais concentrar o *People Analytics*. Este esforço concentrado permite obter os melhores insights em relação à rotatividade e ao tipo de gestão mais eficiente (**Metas estratégicas, Targets**). A teoria **analítica** deve ser colocada em prática. Isso requer especialistas não apenas em análise quantitativa, mas também em psicometria, sistemas e processos de gestão de recursos humanos e direito do trabalho. Os psicólogos das organizações são especialmente úteis na criação de iniciativas analíticas e de programas. Os adotantes iniciais do *People Analytics* criaram valor tangível para si mesmos aplicando os dados e ferramentas corretas aos processos das pessoas. As melhores organizações olham para os seus colaboradores não apenas como indivíduos, mas também como uma rica fonte de dados coletivos que os gestores podem utilizar para tomar melhores decisões sobre pessoas. O desempenho organizacional futuro está intrinsecamente ligado às capacidades e motivações dos colaboradores de uma organização. As organizações que utilizaram dados para obter informações sobre capital humano já possuem uma vantagem competitiva difícil de replicar. Outros também podem recorrer a essas novas técnicas para melhorar os resultados dos negócios.

Há vários níveis de valor da análise de dados em *People Analytics* (Figura 2). O nível 1 corresponde à organização, recolha de dados e validação da precisão; o nível 2 mostra os dados por categorias procurando ligações aparentes e tendências; o nível 3 identifica as forças internas e externas que afetam a organização; o nível 4 desenvolve experiências preditivas para interligar pessoas, políticas, processos e desempenho; e o nível 5 aplica metodologias estatísticas e outras para validar o modelo preditivo.

Figura 2. Níveis de valor da análise de dados em *People Analytics*



Fonte: Adaptado de Fitz-enz e Mattox (2014)

1.3.2. O Papel do *People Analytics* na Gestão de Recursos Humanos e na Retenção de Talento

Os efeitos das tecnologias de informação têm-se feito sentir em diferentes áreas da sociedade, particularmente nas organizações, em cujos processos se verificam impactos profundos. Naturalmente, também impactam a GRH, que pode ser compreendida como a estrutura de uma organização cujo objetivo é contribuir para o sucesso e aumentar a vantagem competitiva sustentável através da gestão eficiente e eficaz dos RH (Armstrong, 2006; Betchoo, 2016); e para a maximização da produtividade dos seus colaboradores (Jain, 2018). O desenvolvimento da GRH decorre do efeito que a industrialização teve na sociedade, e pode ser entendido como o processo de gestão de talento para alcançar os objetivos organizacionais (Abdullah, 2009).

O People Analytics é simultaneamente uma novidade devido aos recentes avanços tecnológicos e uma área com bases consolidadas. Em meados de 1990, foram desenvolvidos os primeiros produtos de *Analytics* para os colaboradores, por organizações de tecnologia como a *Oracle PeopleSoft*. Quando surgiram inicialmente, a GRH tinha dificuldades na conversão de

grandes volumes de dados de colaboradores e os seus orçamentos eram limitados para investir em iniciativas de recursos humanos, para além disso, não possuíam o suporte de tecnologia de informação necessária para a implementação e manutenção de *People Analytics*. Nesse primeiro momento, não houve uma adesão massiva de mercado, e essas iniciativas foram abandonadas (Francisco et al., 2019). Dado este potencial, atualmente a GRH utiliza os dados para realizar previsões e análises preditivas, de forma a detetar padrões, antecipar e colmatar futuras necessidades (Jain, 2018). Neste sentido, processos como a retenção e o *engagement* permitem recolher dados e avaliar a satisfação e o envolvimento do colaborador em tempo real. Ou seja, a recolha e análise dos dados poderá trazer benefícios através da interpretação dos dados sobre os colaboradores e criar ferramentas que melhorem as técnicas de motivação e retenção (Jain, 2018).

As organizações procuram obter vantagem na competição pelos talentos, através de salários mais atrativos e recompensas monetárias para mantê-los na organização. Pease (2015) refere que através da implementação de programas de *People Analytics* com vista ao desenvolvimento de pessoas, a GRH percebe que estão a implementar programas eficazes. Por seu lado, os colaboradores apreciam programas que lhes dão o que precisam e o que preferem na realização do trabalho. Quando as pessoas recebem as competências, ferramentas e conhecimentos que precisam para realizar as suas atividades, isto representa uma vitória para todas as partes envolvidas. (Pease, 2005). As organizações são recompensadas porque estão a maximizar os seus investimentos em capital humano, os colaboradores são felizes porque são bem-sucedidos no trabalho e escolhem permanecer na organização, os clientes estão satisfeitos porque as organizações satisfazem as suas necessidades e excedem as suas expectativas (Francisco et al., 2019). A organização e a sua receita crescem porque os seus clientes estão satisfeitos. O *Engagement* dos colaboradores aumenta porque as pessoas gostam de fazer parte de uma organização de sucesso e a GRH torna-se mais eficaz e tecnologicamente mais desenvolvida (Pease, 2005). Um exemplo disso, é o de uma empresa seguradora norte-americana que enfrentava elevadas taxas de rotatividade e que procurou, com pouco sucesso, oferecer um bónus monetário aos gestores e colaboradores que optaram por permanecer (Romrée et al., 2016). Após este insucesso, a seguradora alterou a sua estratégia, permitindo à GRH recolher dados para criar perfis de colaboradores em risco de sair da organização. Estes dados incluíram uma gama de informações, como perfil demográfico, formação profissional e

educacional, classificações de desempenho e, por fim, níveis de compensação. Ao aplicar análises de dados sofisticadas, concluíram que os colaboradores em equipas mais pequenas, com períodos mais longos entre promoções e com gestores de linha com menor desempenho, eram mais propensos a sair. Uma vez identificados estes colaboradores de alto risco, foram feitos esforços mais informados para convencê-los a ficar. Estas medidas implicam principalmente maiores oportunidades de desenvolvimento de aprendizagem e mais apoio de um gestor mais forte. Os bónus, por outro lado, provaram ter pouco efeito. Como resultado, os fundos que poderiam ter sido atribuídos a aumentos de compensações ineficazes foram investidos no desenvolvimento da aprendizagem dos colaboradores e na melhoria da formação dos gestores. O desempenho e a retenção melhoraram, com poupanças significativas nas áreas restantes — mostrando mais uma vez o valor de analisar os dados em questão. Quando bem aplicado, o *People Analytics* é mais justo, tem maior impacto e, em última análise, é rentável em termos de dinheiro e tempo (Romrée et al., 2016).

1.4. Data Mining

Para obter conhecimento a partir dos dados, existem várias técnicas utilizadas em *People Analytics*. O *Data Mining* (Mineração de dados) é uma componente do *People Analytics* que se refere ao procedimento técnico de identificação de tendências de grandes quantidades de dados brutos, que são convertidos em informações relevantes para encontrar padrões e gerar novos dados. No desenrolar da normal atividade das organizações através da implementação dos seus processos, assiste-se à produção de dados de forma automática e em enormes quantidades que são armazenados nas bases de dados dos seus sistemas. Estes dados aportam conhecimento quando são utilizadas técnicas de *Data Mining* para a exploração e identificação de padrões de comportamento que sustentam o desenvolvimento de modelos matemáticos descritivos com aplicação em termos de planeamento para o futuro (Jantan et al., 2011).

As técnicas gerais de *Data Mining* são geralmente categorizadas em: agrupamento, classificação e associação, classificação e previsão, bem como outras técnicas gerais auxiliares (Chien & Chen, 2008) (Tabela 3). Ao longo dos anos, o *Data Mining* desenvolveu várias técnicas específicas, nomeadamente, técnicas orientadas para bases de dados, estatística,

Machine Learning, reconhecimento de padrões, redes neuronais, conjuntos aproximados, etc. (Jantan et al., 2011).

Tabela 3. Técnicas de Data Mining

Técnicas Gerais de Data Mining	Técnicas Específicas de Data Mining	Atividades de RH
Agrupamento	<i>Clustering</i> Teoria de conjuntos aproximados (<i>rough set theory</i>)	Colaboradores com características similares Grupo de colaboradores com melhor desempenho Análise de desgaste da força de trabalho Grupo de colaboradores com maior probabilidade em sair da organização Compensações e benefícios
Classificação e Associação	Regras de classificação Regras de associação	Associação de perfis dos colaboradores aos programas e empregos mais adequados Associação do comportamento do colaborador ao desempenho Associação da formação ao desempenho e à função de trabalho Associação dos objetivos estratégicos da organização ao desempenho dos colaboradores
Classificação e Predição	Regras de classificação Lógica <i>fuzzy</i> Árvores de decisão Redes neuronais	Previsão de um comportamento de um colaborador Previsão por áreas, os colaboradores que poderão sair da organização Categorização do grupo de colaboradores que saem da organização
Outros métodos de Data Mining	Estatística	Fornecer informação resumida: relatórios Resumo estatístico: dados de tendência e variações

Nota: Elaboração da autora com base em: Chien e Chen (2008); Huang et al. (2006); Pease (2016); Tai e Hsu (2005); Zhao (2008)

O agrupamento é uma técnica geral de *Data Mining* na qual os registos semelhantes são agrupados utilizando as técnicas específicas de *clustering* e a teoria de conjuntos aproximados. Os colaboradores podem ser agrupados com base na idade, ocupação, morada, etc. O agrupamento apoia a identificação de grupos com características semelhantes, tais como, grupos

de colaboradores com melhor desempenho ou grupos de colaboradores com as mesmas compensações e benefícios, etc.).

A técnica geral de classificação possui duas fases. A primeira fase é o processo de aprendizagem onde os dados serão analisados pelo algoritmo de classificação. O modelo “aprendido” ou “classificador”, deve ser representado sob a forma de regras de classificação. A segunda fase é o processo de classificação em que os dados de teste são usados para estimar a precisão do modelo de classificação previamente aprendido (Jantan et al., 2011).

Após concluídas as fases de classificação, as regras de classificação podem ser utilizadas como técnicas específicas na técnica geral de associação, criando regras de associação entre indivíduos ou grupos com os objetivos da organização, tais como, associações de perfis dos colaboradores aos programas e empregos mais adequados ou associação dos objetivos estratégicos da organização ao desempenho dos colaboradores.

As regras de classificação podem também ser utilizadas como técnicas específicas na técnica geral de previsão para desenvolver modelos capazes de prever tendências futuras (Han & Kamber, 2006). As técnicas específicas de lógica *fuzzy*, árvores de decisão e redes neuronais são úteis para a tomada de decisão, a partir de registros do comportamento anterior dos colaboradores (Pease, 2015). Exemplos da utilização desta técnica são, a previsão se um colaborador vai ter um certo comportamento no futuro, ou quando este colaborador irá sair da organização. Finalmente, o *Data Mining* é útil para atividades auxiliares, tais como fornecer informação resumida para relatórios com dados de tendências e variações estatísticas.

Recentemente, com a evolução da função de RH e das exigências internas, procura-se um papel mais estratégico para a GRH, recorrendo às técnicas de *Data Mining* para agregar valor à gestão do capital humano nas organizações (Zhao, 2008).

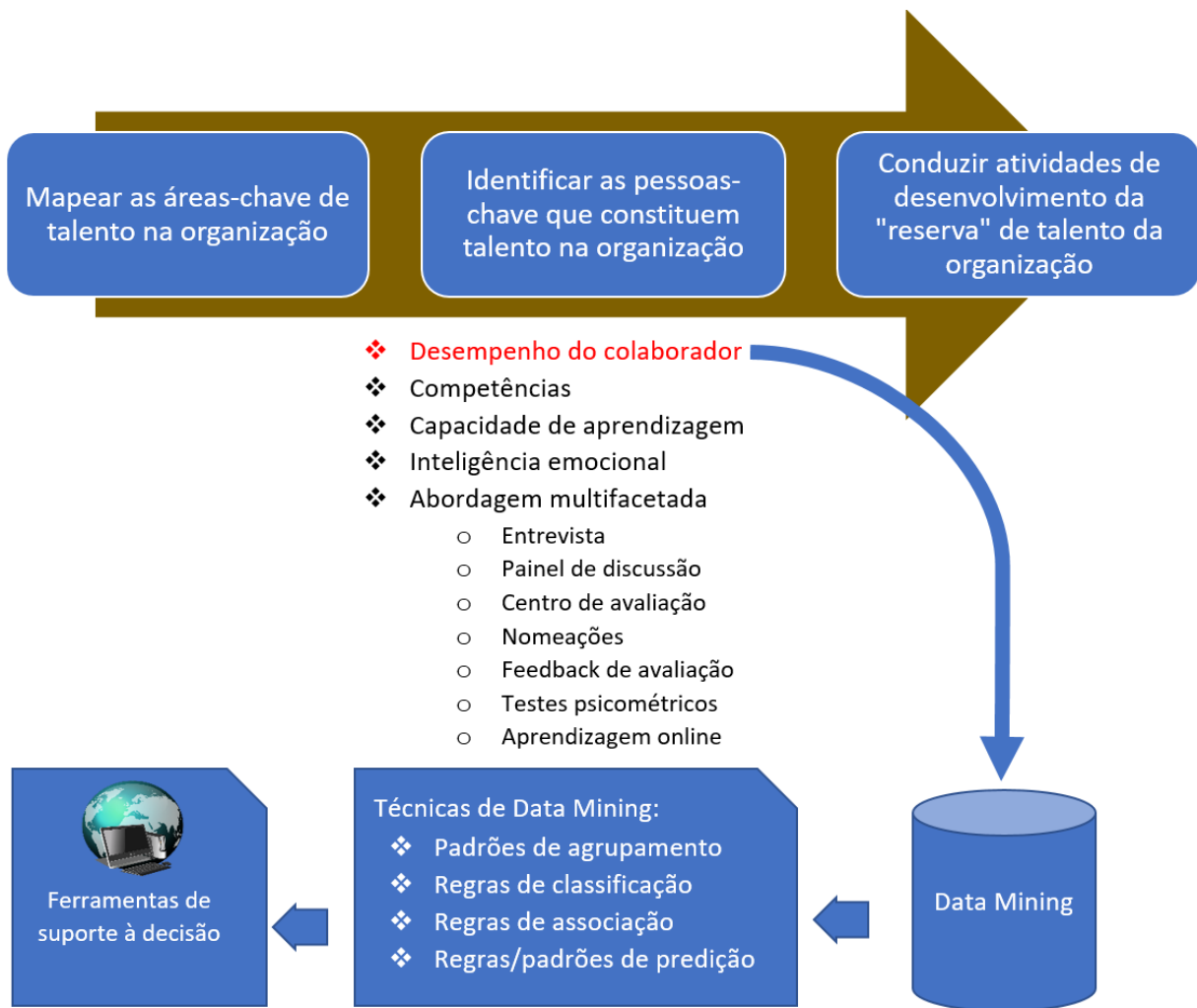
Existe conhecimento útil que pode ser descoberto através de padrões gerados a partir dos dados existentes nas bases de dados de RH. Assim, as identificações dos padrões relacionados com o talento individual ou de um grupo de pessoas podem ser elaboradas utilizando algumas das técnicas principais de *Data Mining*, como agrupar para listar os indivíduos com características semelhantes, agrupar os desempenhos etc. A partir da técnica de associação, os padrões descobertos podem ser usados para associar o perfil do colaborador ao programa /

tarefas mais apropriadas, associar os comportamentos do indivíduo ao desempenho superior, entre outros. Na tarefa de previsão e classificação, o padrão descoberto pode ser utilizado para prever a percentagem de precisão no desempenho, comportamento e atitudes como a saída, desinvestimento na função, prevendo desta forma o progresso do desempenho e também identificar o melhor perfil para diferentes funções, etc. (Tai & Hsu, 2005)

A gestão de talentos tornou-se um uma função cada vez mais crucial em RH, nomeadamente a retenção dos colaboradores mais talentosos, que demonstram um desempenho superior e possuem as competências estratégicas necessárias para a organização ter sucesso (Berger et al., 2004). O *People Analytics* é instrumental no esforço de retenção de talentos ao vincular o seu modelo de liderança aos objetivos estratégicos da organização (Fitz-enz & Mattox, 2014).

A eficácia do *People Analytics* depende da capacidade de construir um modelo preditivo fidedigno, que por sua vez está dependente da qualidade dos dados utilizados (Jantan et al., 2011). No contexto da retenção de talentos, o *Data Mining* é útil no mapeamento das áreas-chave de talento na organização, identificando os colaboradores na organização que constituem o talento, e conduzir atividades de desenvolvimento para o conjunto de talentos identificados. Durante o processo de *Data Mining*, é extraída informação de bases de dados com registos anteriores de desempenho dos colaboradores e são aplicadas as técnicas de *Data Mining*, agrupamento, classificação, associação e predição (Figura 3). Os resultados deste processo serão aplicados em modelos preditivos para prever o desempenho futuro dos colaboradores. As ferramentas utilizadas são as tecnologias de software como serviço (SaaS), que são necessárias para recolher, gerar relatórios e analisar dados, como *Google Analytics*, *Adobe Marketing Cloud*, *IBM Digital Analytics*, *Microstrategy*, *Webtrends*, *Localytics*, *SAS*, *Python*, *Microsoft* e *Oracle* (Aguilar, 2013).

Figura 3. Processo de aplicação de *Data Mining* na retenção de talento



Fonte: Adaptado de Jantan, et al., (2011)

É possível questionar o porquê de usar o *Data Mining* nas organizações quando poderia ser usada a análise estatística. Berson e Smith (2005) referem que as técnicas de *Data Mining* verificam a significância estatística dos padrões e relatórios previstos. O *Data Mining* pode detetar que é provável que um certo padrão aconteça, que de outra forma seria afastado como sendo improvável. Se as técnicas de *Data Mining* constatarem que 100% dos colaboradores de um determinado grupo foram incluídos na análise de desempenho, e entre eles apenas 10% dos colaboradores tiverem as características de classificações de alto desempenho, a ferramenta poderá indicar que se trata de uma idiosincrasia da base de dados, em vez de um padrão preditivo normal.

O *Data Mining* é uma das atividades do *People Analytics* que é usada para a análise da retenção. Ajuda nas respostas às perguntas analíticas como: quais são os problemas de desempenho dos colaboradores? Quais os fatores ou combinações que afetam diretamente os colaboradores? Quais os colaboradores que se destacam e quais os melhores colaboradores? Os programas de benefícios devem ser expandidos a um grupo específico de colaboradores? Quais os colaboradores que provavelmente deixarão a organização ou com possibilidade de promoção? Como pode a alocação de recursos ser otimizada para garantir a maior eficácia e eficiência? etc. De acordo com Ranjan (2008), os métodos de análise de tendências e de predição requerem a existência de dados históricos, o que será difícil de obter sem bases de dados extensas (*Big Data*).

No caso de existência de dados sobre a demografia e sobre os comportamentos dos colaboradores, podemos determinar precisamente onde o conhecimento institucional se encontra dentro de uma organização. Os modelos resultantes da aplicação de técnicas de *Data Mining* apresentam dados que permitem decisões inteligentes equivalentes às decisões tomadas por humanos. No entanto, a rapidez das decisões inteligentes resultante da forma automática como surgem, apresenta vantagens significativas quando comparadas com as decisões por partes dos humanos. Estas são mais demoradas, com algumas incertezas e dependentes de vários fatores como experiência, conhecimento, preferências e julgamentos de quem tem a responsabilidade de decidir (Jantan et al., 2011).

A boa notícia para a utilização do *Data Mining* na retenção é que as ferramentas de modelação comportamental necessárias para fazer análises estão bem estabelecidas; por outro lado, as pessoas que sabem utilizar as ferramentas normalmente não estão no departamento de RH (Levenson, 2005). As pessoas responsáveis pelo tratamento de dados estão, geralmente, no departamento de análise de dados internos da organização (*Data Science*) ou são pessoas externas à organização, que realizam por norma atividades académicas e de consultoria. Embora ambos os grupos tenham os seus pontos fortes, as principais fraquezas revelam que nenhum dos grupos tem a perspetiva e a experiência de um departamento de RH, necessárias para fazer o melhor uso do *People Analytics*.

1.5. Desafios da aplicação do *People Analytics*

O desafio mais comum na aplicação do *People Analytics* passa pela gestão eficiente, por parte da GRH, das inúmeras fontes de dados existentes, frequentemente utilizando ferramentas e sistemas desconectados. Os gestores de RH procuram constantemente as melhores práticas analíticas para criar processos inovadores de gestão do ciclo de vida das pessoas e otimizar o capital humano das suas organizações, (Harriot & Isson, 2016). O segundo desafio que o *People Analytics* deve superar é a falta de suporte executivo. A menos que a liderança diretiva da organização esteja ciente, apoie e acredite na missão do *People Analytics* a longo prazo, haverá dificuldades em progredir e este irá eventualmente falhar devido à mudança de prioridades, políticas da organização e falta de responsabilidade corporativa. Van den Heuvel e Bondarouk (2017) procuraram saber qual o processo pelo qual as organizações passam para garantir que os objetivos dos negócios estejam alinhados com os objetivos do *People Analytics*, concluindo que geralmente não existe comunicação dos objetivos aos analistas ou à sua equipa. Estas equipas de especialistas consideram que se trata apenas de analisar dados e descuram a informação sobre as prioridades corporativas. O terceiro desafio é a falta de otimização. Embora os dados estejam disponíveis, é necessário selecionar as informações corretas e pertinentes para simplificar a informação relativa aos estádios do ciclo de vida de gestão de pessoas (Harriot & Isson, 2016). O quarto desafio coloca-se ao nível da especialização em análise de dados. Para além dos relatórios, a maioria das organizações não possui os colaboradores qualificados necessários para criar e traduzir o histórico de dados em resultados (Harriot & Isson, 2016). O quinto desafio apontado por Harriot e Isson (2016) refere-se aos *insights* preditivos. Apesar da grande quantidade de dados disponíveis, não é fácil determinar tendências que podem prever o comportamento futuro da força de trabalho e as respetivas necessidades organizacionais. O sexto desafio respeita, que alguns dados podem estar protegidos por regulamentos governamentais ou políticas da própria organização, por exemplo os dados pessoais. Os relatórios de avaliações, desempenho ou respostas a pesquisas e questionários podem conter dados sensíveis, impossibilitando a sua divulgação. (Fitz-Enz & Mattox, 2014). Segundo o relatório da Deloitte (2018), a proteção de dados dos colaboradores deve ser uma preocupação para as organizações. A recolha de dados pode associar-se a alguns riscos relacionados com a proteção de dados dos colaboradores. Na UE foi criado o Regulamento Geral da Proteção de Dados (RGPD) que reforça a necessidade de implementação de medidas de privacidade aplicáveis a dados de alto

risco para salvaguardar o direito e liberdade dos indivíduos. O relatório destaca que a gestão de topo e os gestores de RH devem definir uma política de comunicação interna transparente a respeito da utilização de dados, identificando, por um lado, o objetivo e o impacto do projeto na organização e, por outro, garantido a privacidade e proteção dos dados utilizados.

As organizações que utilizam o *People Analytics* podem criar valor tangível para a organização, desde que evitem alguns erros (Davenport et al., 2010): i) tornar o *People Analytics* uma justificação para tratar seres humanos como simples métricas; ii) manter uma métrica ativa, mesmo quando não há motivos comerciais claros; iii) usar apenas algumas métricas para avaliar a saída dos colaboradores, para que seja possível manipular o sistema; iv) não tomar decisões sem ter dados precisos antes de uma análise ser aceite; v) avaliar os colaboradores apenas com medidas simples, como notas e resultados dos testes, que geralmente não conseguem prever com precisão o sucesso; vi) usar análises para contratar pessoas de nível inferior, mas não avaliar a gestão mais sénior; vii) deixar de monitorizar mudanças nas prioridades organizacionais, criando análises irrelevantes; viii) ignorar aspetos da retenção que não podem ser facilmente traduzidos em medidas quantitativas; ix) analisar apenas as métricas de eficiência de RH, sem abordar o impacto da gestão de talentos no desempenho dos negócios.

CAPÍTULO II – METODOLOGIA

Neste capítulo apresenta-se a metodologia utilizada e descrevem-se todos os procedimentos realizados na implementação da mesma. Definiu-se a utilização de uma metodologia qualitativa, mobilizada através da técnica de revisão sistemática da literatura com o intuito de responder à seguinte questão de investigação: **“Quais as contribuições da ciência para o *People Analytics* na retenção de talento?”**.

No contexto da questão de investigação foi definido o seguinte objetivo geral: “Compreender a importância do *People Analytics* na retenção de talento”.

No enquadramento do objetivo exploratório deste trabalho, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- i. Mapear o conhecimento científico *People Analytics* na retenção de talento;
- ii. Identificar as vantagens e impactos organizacionais do *People Analytics* na retenção de talento;
- iii. Analisar as limitações e desafios do *People Analytics* na retenção de talento;
- iv. Identificar as técnicas de *data mining* mais utilizadas na retenção de talento.

2.1. Revisão Sistemática da Literatura

A Revisão Sistemática da Literatura (RSL) consiste na identificação, seleção e análise crítica de estudos científicos relevantes, de forma a responder a uma questão de investigação explicitamente formulada. A RSL segue um protocolo claramente definido, no qual os critérios a aplicar são explicitamente declarados antes de iniciar a RSL, (Dewey & Drahota, 2016).

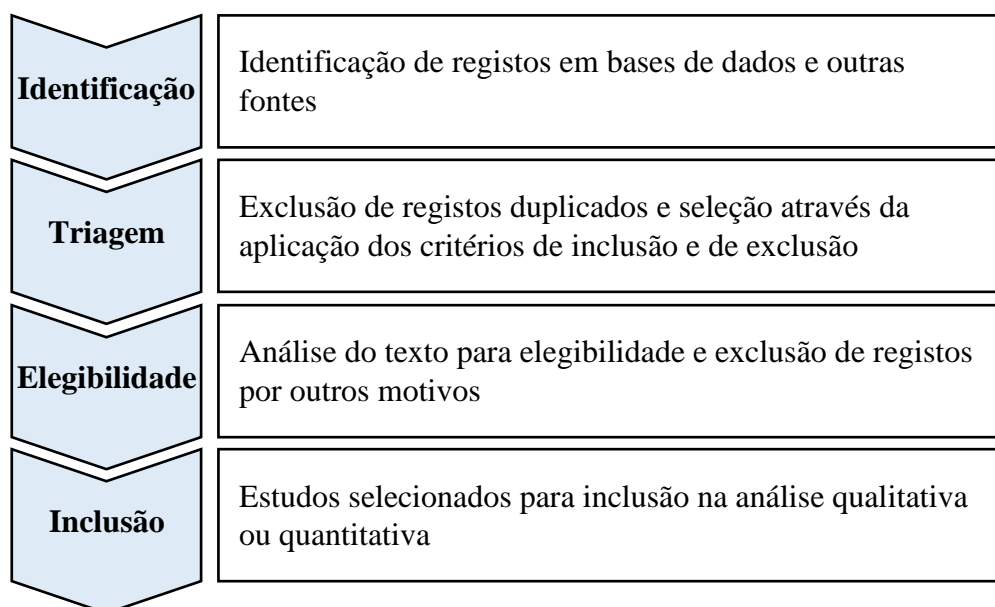
Este tipo de investigação disponibiliza um resumo das evidências relacionadas com um objeto de estudo específico, mediante a aplicação de métodos explícitos e sistematizados de pesquisa, apreciação crítica e síntese da informação selecionada. A revisão sistemática que se pretende fazer é particularmente útil para integrar as informações de um conjunto de estudos realizados sobre o *People Analytics* e a retenção. As razões para a realização da revisão sistemática da literatura nesta investigação são: sintetizar o conhecimento sobre a temática em estudo; identificar as possíveis lacunas na pesquisa atual sobre o *People Analytics* na retenção de talento; apoiar a geração de novas

hipóteses e fornecer um conjunto de informações para posicionar novas pesquisas (Travassos, et al., 2007).

2.1.1. Protocolo da revisão sistemática da literatura

Ao adotar a Revisão Sistemática da Literatura como o método de investigação deste estudo, pretendeu-se reduzir possíveis vieses que ocorreriam numa revisão não-sistemática, tanto os vieses resultantes do método de revisão da literatura e da seleção dos artigos, como os resultantes da avaliação crítica de cada estudo, (Sousa & Ribeiro, 2009). Como suporte ao processo de revisão, seguiram-se as recomendações do PRISMA - Principais Itens para Relatar Revisões Sistemáticas e Meta-análises (2009), tratando-se de uma revisão sistemática integrativa sem meta-análise. O principal objetivo do PRISMA consiste em auxiliar os investigadores a aperfeiçoarem o relato de revisões sistemáticas. (Moher et al., 2009). O PRISMA consiste num processo de quatro fases (Figura 4), 1) Identificação de registos em bases de dados, 2) Triagem com seleção de registos de acordo com os critérios de inclusão e exclusão, 3) Elegibilidade através da análise do texto dos registos, 4) Inclusão da lista final de registos a utilizar na análise qualitativa ou quantitativa.

Figura 4. Fases do processo PRISMA



Fonte: Adaptado de (Moher et al., 2009)

2.1.2. Definição dos termos de investigação

Para uma pesquisa eficaz, é essencial que os termos de investigação estejam diretamente relacionados com os objetivos de estudo e com a questão de investigação para recolher evidências que suportem a pesquisa que se pretende fazer (Robinson & Lowe, 2015).

Neste estudo, e com base na revisão da literatura, foram definidos seis termos de investigação. Baseando-se em dois temas principais, os termos de investigação consistiram em dois para o âmbito da Retenção de Talento e quatro para o âmbito do *People Analytics*. Sempre que possível efetuou-se a pesquisa tanto para termos em Inglês, como em Português. Importa realçar que para alguns termos em Inglês não existem termos equivalentes em Português e a sua tradução direta iria resultar numa perda de significado no contexto em que são utilizadas e dificultar a pesquisa. Nestes casos, optou-se por utilizar os termos originais em Inglês.

Foi ainda definida uma equação de pesquisa especificando os termos exatos utilizando aspas (“”) e o operador booleano “AND” para garantir a ocorrência simultânea de ambos os termos pesquisados, obtendo assim resultados de pesquisa mais relevantes para com os objetivos da investigação (Tabela 4).

Os termos de investigação foram definidos para identificar resultados que estudem como o “*People Analytics*” e “*HR Analytics*” são utilizados na “Retenção” ou “*Retention*”. Foram ainda incluídos termos de investigação relacionados com “*Big Data*” e “*Data Mining*”.

Tabela 4. Termos de investigação

“ <i>People Analytics</i> ”	AND	“ <i>Retenção</i> ”
“ <i>People Analytics</i> ”	AND	“ <i>Retention</i> ”
“ <i>People Analytics</i> ”	AND	“ <i>Big Data</i> ”
“ <i>People Analytics</i> ”	AND	“ <i>Data Mining</i> ”
“ <i>HR Analytics</i> ”	AND	“ <i>Retenção</i> ”
“ <i>HR Analytics</i> ”	AND	“ <i>Retention</i> ”
“ <i>HR Analytics</i> ”	AND	“ <i>Big Data</i> ”
“ <i>HR Analytics</i> ”	AND	“ <i>Data Mining</i> ”

2.1.3. Definição das fontes de investigação

Após a definição dos termos de investigação, definiram-se as bases de dados para pesquisa e recolha de estudos. Para obter uma fonte de informação rigorosa, científica e diversificada escolheram-se bases de informação diversas, nomeadamente foram utilizadas as seguintes bases de dados:

- Biblioteca do Conhecimento (B-on) - <https://www.b-on.pt/>
- Library of the University of Amsterdam (UvA) - <https://uba.uva.nl/>
- Repositório Científico de Acesso Aberto de Portugal (RCAAP) - <https://www.rcaap.pt/>

As fontes de dados selecionadas são reconhecidas como referências no acesso à informação científica internacional, o que tornou possível aceder livremente a publicações científicas de diferentes plataformas online de bases de dados. A RCAAP foi propositadamente utilizada para incluir dados nacionais.

2.1.4. Critérios de inclusão e exclusão

O estudo inicia-se estabelecendo um protocolo de pesquisa, com o objetivo de sintetizar as pesquisas relevantes acerca do *People Analytics* na retenção de talento. Para além disso, este estudo de revisão sistemática utiliza procedimentos transparentes para garantir um estudo estruturado que possa facilmente ser replicado em pesquisas futuras. Por fim, este protocolo de pesquisa foi também projetado para minimizar o “*bias*” (viés) (Marin-Garcia, Ramirez & Atares-Huerta, 2015). Assim, foram definidos os seguintes critérios:

Critérios de inclusão:

- Artigos escritos em Inglês, Espanhol e Português;
- Artigos ou revisões publicadas após 2000;
- Trabalhos académicos ou artigos científicos publicados em revistas científicas.

Critérios de exclusão:

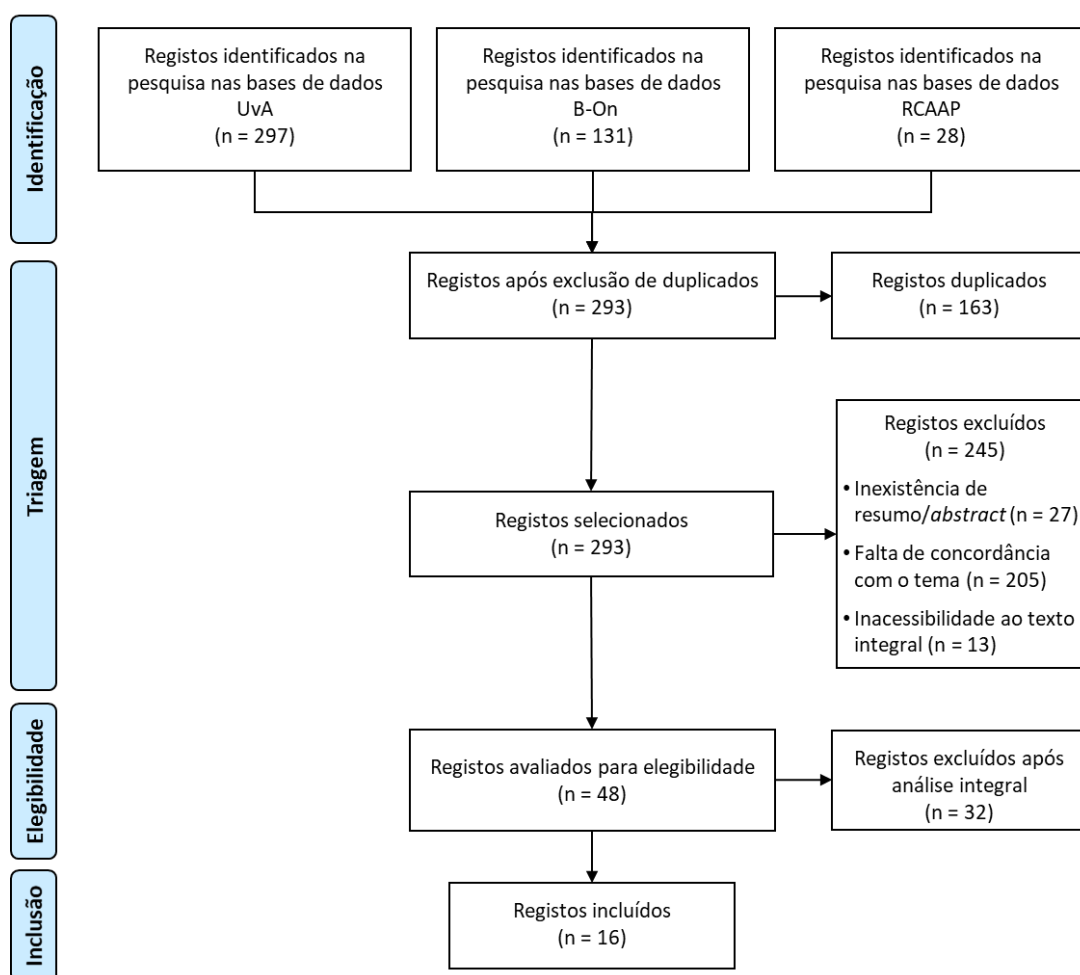
- Artigos duplicados;
- Inexistência de Resumo/*Abstract*;
- Falta de concordância com o tema (GRH, *People Analytics* e Retenção de Talento);
- Inacessibilidade ao texto integral.

A pesquisa efetuou-se nas três fontes de investigação B-On, UvA, RCAAP. Utilizou-se a opção de “Pesquisa Avançada” selecionando as opções de pesquisa em conformidade com os critérios de inclusão: publicações nas línguas Inglês, Espanhol e Português, publicadas após o ano 2000 e filtrando apenas trabalhos académicos ou artigos científicos publicados em revistas científicas. Os termos da equação de pesquisa foram aplicados aos seguintes campos: “TI Título”; “AB Resumo”; “SU Termos do Assunto”.

2.1.5. Seleção de estudos

Estruturou-se o protocolo de pesquisa em quatro etapas: Identificação, Triagem, Elegibilidade e Inclusão. O diagrama seguinte, baseado no modelo PRISMA (Figura 5), apresenta as fases graficamente.

Figura 5. Diagrama da pesquisa de acordo com o modelo PRISMA



Na fase de **Identificação**, os resultados foram extraídos de pesquisas realizadas na UvA Amsterdam, B-On e RCAAP. Foram identificados 297 resultados na UvA, 131 na B-On e 28 na RCAAP, totalizando 456 resultados. Após a exclusão de duplicados contabilizaram-se 293 registros.

Durante a fase de **Triagem**, foram analisados os títulos e os resumos/*abstracts* e classificados de acordo com os códigos, aprovado, rejeitado e questionável (Tabela 5). Nesta fase foram excluídos 27 registros devido à inexistência de resumo/*abstract*, 205 registros devido à falta de concordância com o tema e 13 devido à inacessibilidade ao texto integral. Após a fase de triagem resultaram 48 registros.

Tabela 5. Classificação de referências

Código	Definição	Aplicação	Ação
Aprovado	Existe resumo/ <i>abstract</i> e está em concordância com o tema de estudo. Existe acessibilidade ao texto integral.	Quando o artigo cumpre todos os critérios de inclusão.	Incluir o estudo na lista de referências como material de estudo.
Rejeitado	Não existe resumo/ <i>abstract</i> ou não está em concordância com o tema de estudo. Inacessibilidade ao texto integral.	Quando o artigo se enquadra em algum dos critérios de exclusão.	Excluir estudo.
Questionável	Existe resumo/ <i>abstract</i> mas não está totalmente em concordância com o tema de estudo. Existe acessibilidade ao texto integral.	Quando o resumo não mostra evidência clara dos critérios de inclusão, mas aparenta estar relacionado.	Analisar o texto na íntegra para decidir a inclusão ou não do estudo.

Na fase de **Elegibilidade**, procedeu-se à análise do texto integral. Foram excluídos os registos cujo conteúdo não apresentava pertinência relativamente ao objeto de estudo.

Finalmente, da fase de **Inclusão** resultam 16 registos que cumprem todos os critérios de inclusão e aos quais não é aplicável qualquer critério de exclusão.

2.2. Análise e Síntese

Os 16 estudos resultantes da aplicação do modelo PRISMA foram analisados detalhadamente em relação ao seu conteúdo. A estratégia para a criação das categorias de análise foi definida com a análise integral da informação de cada documento recolhido, originando a criação de uma tabela com as categorias de análise. Com o objetivo de sintetizar as informações dos artigos selecionados de forma estruturada e enquadrada na resposta à questão de investigação, foi criado um ficheiro MS Excel com as seguintes categorias previamente definidas (Tabela 5): “Título”, identificação do título em relação ao objeto de estudo; “Tipo de Documento”, classificação do tipo de estudo; “Objetivo”, identificação do objetivo de estudo do documento; “Tipo de Estudo”, caracterização do tipo de estudo utilizado no documento; “Metodologia”, identificação da metodologia utilizada no estudo; “Ano”, identificação do ano da realização do estudo; “País”, identificação do país do autor do estudo; “Palavras-chave”, identificação das palavras-chave do estudo; “Vantagens do *People Analytics* na retenção”, identificação dos benefícios do *People Analytics* na retenção; “Impacto”, análise do impacto do *People Analytics* na retenção do estudo; “Limitações e desafios do *People Analytics* na retenção”, Identificação das limitações e desafios do *People Analytics na retenção* dos estudo; “Técnicas de *Data Mining* na Retenção”, identificação das técnicas de *Data Mining* mais utilizadas na retenção do estudo; “Resultados”, análise dos resultados do estudo.

Tabela 6. Categorias de Análise

Categoria	Definição	Exemplos
Título	Título do documento	“Role of productive <i>Analytics</i> in employee retention”
Tipo de Documento	Classificação formal do documento	Artigo científico, Dissertação.
Objetivo	Breve descrição do propósito do estudo	Vantagens competitivas do <i>People Analytics</i> .
Tipo de Estudo	Classificação do estudo relativamente ao tipo de investigação	Empírico, Teórico, Misto
Metodologia	Identificação do processo metodológico utilizado no estudo	Qualitativa, Quantitativa, Mista
Ano	Quando foi realizado o estudo (se esta informação não estiver disponível) o ano de publicação	“Role of productive <i>Analytics</i> in employee retention” (2020)
País	País de origem do autor	Portugal, França, Índia.
Palavras-chave	Palavras-chave (<i>key words</i>) do estudo	<i>People Analytics</i> , Retenção.
Vantagens do <i>People Analytics</i> na retenção	Identificar os benefícios do <i>People Analytics</i> na retenção	Melhorar as práticas de Gestão de talento
Impacto	Analisar o impacto da utilização do <i>People Analytics</i> na Retenção de Talento	Positivo, Negativo, Neutro, Sem evidência
Limitações e desafios do <i>People Analytics</i> na retenção	Identificar as barreiras à aplicação do <i>People Analytics</i> na retenção	Falta de competências analíticas dos gestores de recursos humanos
Técnicas de <i>Data Mining</i> na Retenção	Identificar as técnicas de mineração de dados utilizadas na retenção numa organização	Classificação e Análise preditiva; Rede neuronais.
Resultados	Verificar se as hipóteses propostas foram ou não suportadas.	“As Organizações que utilizam o <i>People Analytics</i> para prever e diminuir a taxa de rotatividade obtêm uma vantagem competitiva para a organização.”

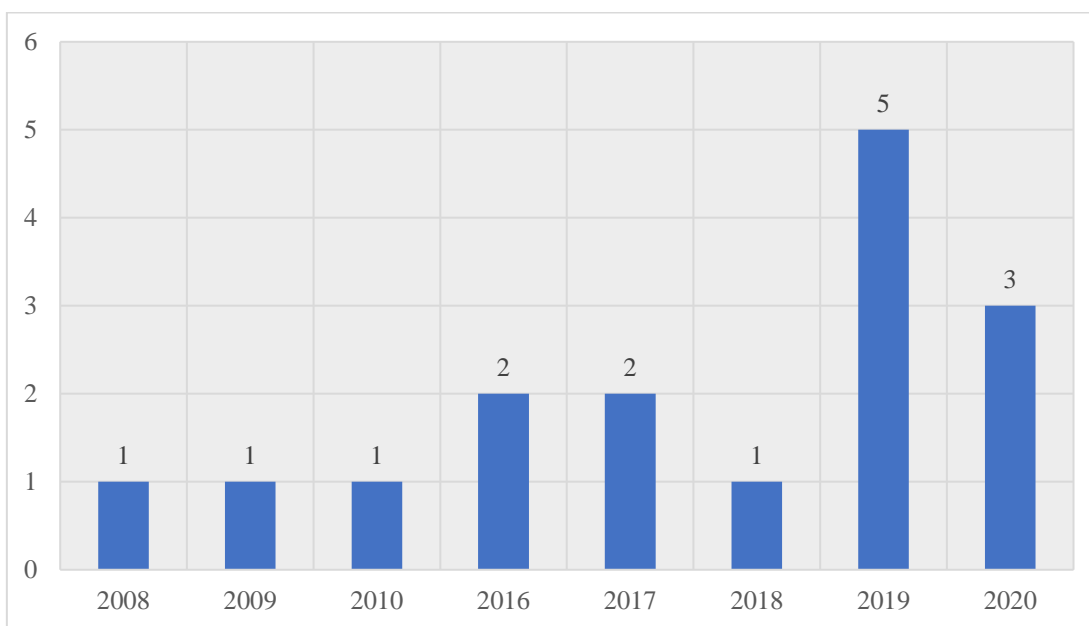
CAPÍTULO III – APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS

3.1. Mapeamento da produção científica sobre o *People Analytics* na retenção de talento

3.1.1. Evolução da produção científica sobre o *People Analytics* na retenção de talento

A evolução da literatura científica acerca do *People Analytics* na retenção é reconhecida através da análise do número de documentos científicos publicados por ano, entre 2008 e 2020 (Figura 6). No início do período estabelecido (2008), identificou-se 1 documento e, no final (2020), 3 documentos, tendo atingido um máximo de 5 documentos em 2019, apresentando assim, globalmente, uma trajetória relativamente crescente durante os doze anos analisados.

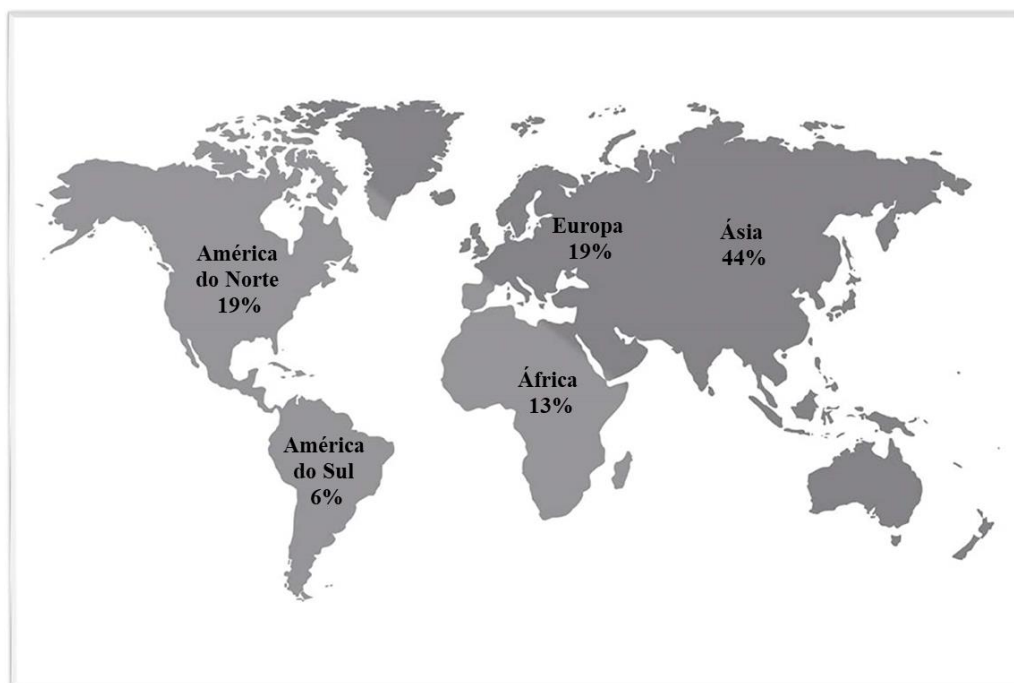
Figura 6. Número de documentos científicos por ano



Verifica-se que a produção da literatura científica sobre o *People Analytics* na retenção tem vindo a aumentar durante os últimos doze anos.

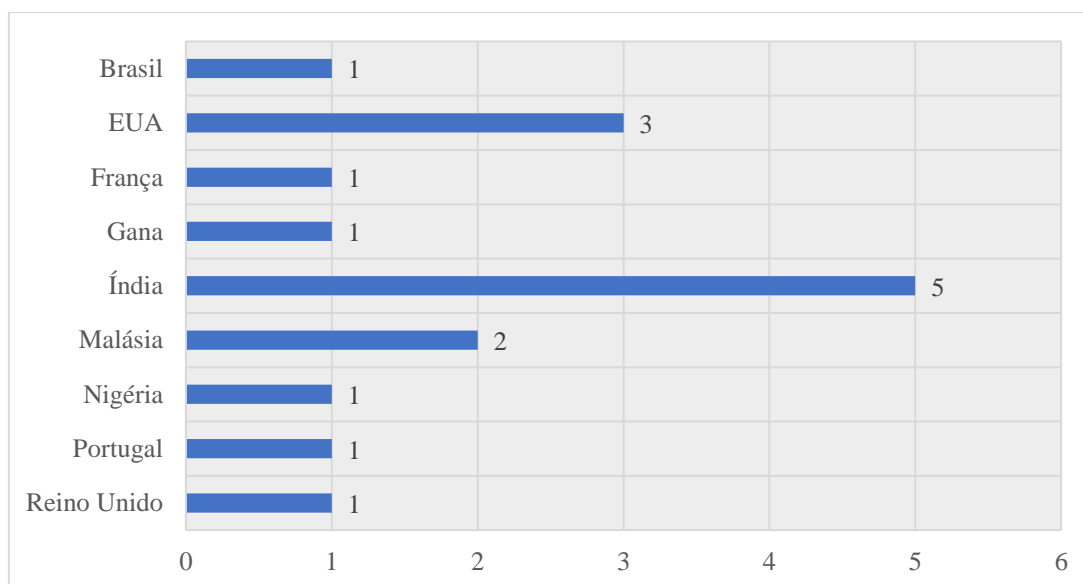
A representatividade geográfica da literatura científica sobre o *People Analytics* na retenção é identificada através da análise, (1) no âmbito global, no que refere à distribuição dos documentos por Continente (Figura 7) e (2) a nível mais específico, quanto à localização por país (Figura 8). Mais concretamente, identificaram-se documentos científicos de autores de quatro Continentes. A maioria da literatura científica recolhida foi produzida por autores Asiáticos (44%), seguido do continente Americano (25%), Europa (19%), e por fim, África (13%).

Figura 7. Distribuição dos documentos científicos por continente



Em termos da distribuição dos documentos científicos por país de origem do autor, foram identificados 9 países no total (Figura 8). Os países com maior representatividade são: a Índia (n=5); EUA (n=3) e Malásia (n=2).

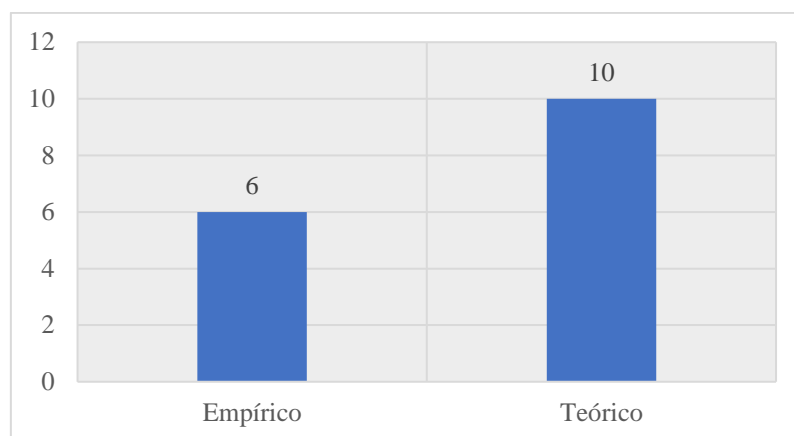
Figura 8. Distribuição dos documentos científicos por país



3.1.2. Caracterização da metodologia utilizada na produção científica sobre o *People Analytics* na retenção de talento

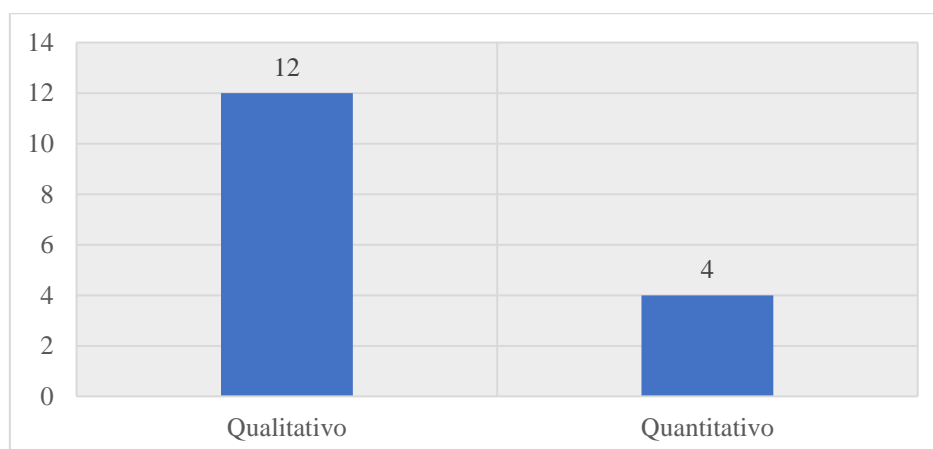
Relativamente ao tipo de estudo utilizado nos documentos científicos (Figura 9), verifica-se uma distribuição de documentos que utilizam o tipo de estudo Empírico (n=6) e o tipo de estudo Teórico (n=10).

Figura 9. Tipo de estudo utilizado nos documentos científicos



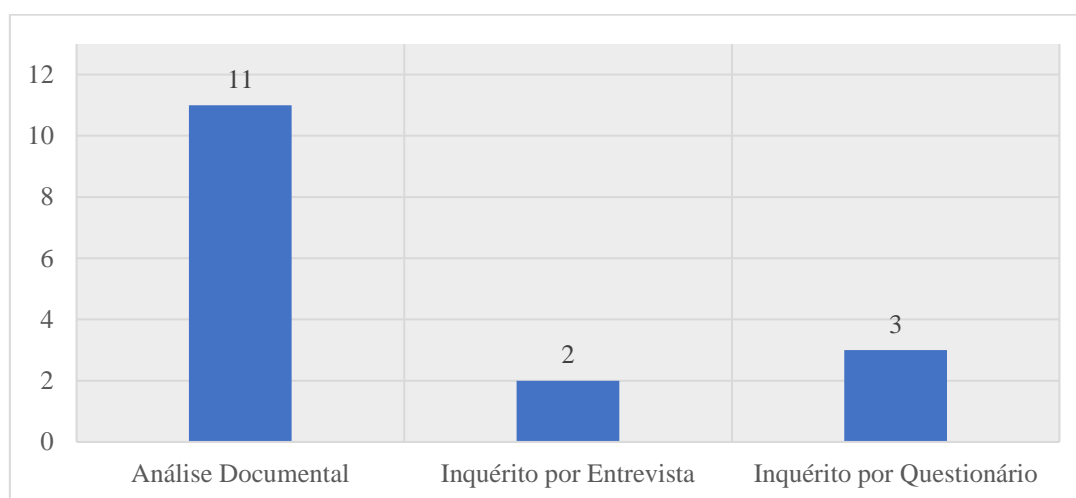
Com o objetivo de relatar a metodologia adotada na literatura científica sobre o *People Analytics* na retenção (Figura 10), o método qualitativo é o predominante, utilizado em 12 documentos (75%), comparativamente com o método quantitativo, utilizado em 4 documentos (25%).

Figura 10. Metodologia utilizada nos documentos científicos



Com o objetivo de especificar as opções metodológicas, registaram-se os métodos que cada documento científico utilizou para a sua elaboração (Figura 11). Foi utilizada a análise documental em 11 artigos (68.75%), seguindo-se o inquérito por questionário em 3 artigos (18.75%) e o inquérito por entrevista em 2 artigos (12.5%).

Figura 11. Técnicas metodológicas utilizadas nos documentos científicos



3.1.3. Termos utilizados na produção científica sobre *People Analytics* na retenção de talento

Nesta secção são apresentados os resultados da análise dos termos utilizados nos títulos e nas palavras-chave dos documentos científicos da amostra do estudo. Neste âmbito foram executadas análises das frequências das ocorrências dos termos em língua Inglesa e Portuguesa.

Nos títulos dos documentos científicos escritos em Inglês foram utilizados 58 termos diferentes (Tabela 7). Na seleção dos principais termos utilizados, aplicou-se o critério de frequência mínima verificada em 2 documentos científicos. Apresentam-se quinze termos, constatando-se que ‘talent’ é a palavra mais utilizada nos títulos dos documentos científicos. As palavras seguintes, nomeadamente ‘Analytics’, ‘management’, ‘big-data’, ‘data’, ‘People’ e ‘retention’ caracterizam o objeto de estudo dos documentos científicos e têm a frequência relativa acumulada de 57%.

Tabela 7. Termos mais utilizados nos títulos dos documentos científicos escritos em Inglês

Palavra	Frequência absoluta (n)	Frequência relativa (%)	Frequência relativa acumulada (%)	Família de Palavras
Talent	12	12.00%	12.00%	Talent, Talents
<i>Analytics</i>	11	11.00%	23.00%	Analytic, <i>Analytics</i>
Management	7	7.00%	30.00%	Management, Manager, Managing
Human	4	4.00%	34.00%	Human, Humans
Employee	3	3.00%	37.00%	Employee, Employees
Big-Data	2	2.00%	39.00%	<i>Big-Data</i>
<i>Data</i>	2	2.00%	41.00%	<i>Data</i>
HR	2	2.00%	43.00%	HR, Human Resources
Organizations	2	2.00%	45.00%	Organization
<i>People</i>	2	2.00%	47.00%	<i>People</i>
Resource	2	2.00%	49.00%	Resource, Resources
Retention	2	2.00%	51.00%	Retention, Retain, Retaining
Sector	2	2.00%	53.00%	Sector, Sectors
System	2	2.00%	55.00%	System, Systems
Tool	2	2.00%	57.00%	Tool, Tools

Relativamente às palavras-chave dos documentos escritos em língua inglesa, contabilizam-se 65 palavras diferentes (Tabela 8). Na seleção dos principais termos utilizados, aplicou-se o critério de frequência mínima verificada em 2 documentos científicos. Apresentam-se dezanove palavras, sendo ‘*Analytics*’ a palavra-chave mais utilizada nos documentos científicos, seguida de ‘talent’, ‘management’, ‘employee’, ‘data’, ‘HR’, ‘human’, ‘*People*’ e ‘retention’, entre outras, correspondendo a uma frequência relativa acumulada de 66.18%.

Tabela 8. Termos mais utilizados nas palavras-chave dos documentos científicos escritos em Inglês

Palavra	Frequência absoluta (n)	Frequência relativa (%)	Frequência relativa acumulada (%)	Família de Palavras
<i>Analytics</i>	17	12.50%	12.50%	Analytic, <i>Analytics</i>
Talent	13	9.56%	22.06%	Talent, Talents
Management	9	6.62%	28.68%	Management, Manager, Managing
Employee	6	4.41%	33.09%	Employee, Employees
<i>Data</i>	5	3.68%	36.76%	<i>Data</i>
HR	5	3.68%	40.44%	HR, Human Resources
Human	5	3.68%	44.12%	Human, Humans
<i>People</i>	5	3.68%	47.79%	<i>People</i>
Analysis	3	2.21%	50.00%	Analysis, Analyses
Predictive	3	2.21%	52.21%	Predictive, Prediction
Resource	3	2.21%	54.41%	Resource, Resources
Big-data	2	1.47%	55.88%	Big-Data
Classification	2	1.47%	57.35%	Classification
Decision	2	1.47%	58.82%	Decision, Decisions
Knowledge	2	1.47%	60.29%	Knowledge
Network	2	1.47%	61.76%	Network, Networks
Retention	2	1.47%	63.24%	Retention, Retain, Retaining
Science	2	1.47%	64.71%	Science, Scientific
Strategic	2	1.47%	66.18%	Strategic, Strategy

Nos títulos dos documentos científicos escritos em Português foram utilizadas 11 palavras diferentes (Tabela 9). Apresentam-se onze palavras, constatando-se que ‘*Analytics*’ é a palavra mais utilizada nos títulos dos documentos científicos. As palavras seguintes, nomeadamente,

‘estratégica’, ‘*People*’, ‘talentos’ e ‘retenção’, caracterizam o objeto de estudo dos documentos científicos e têm a frequência relativa acumulada de 100%.

Tabela 9. Termos mais utilizados nos títulos dos documentos científicos escritos em Português

Palavra	Frequência absoluta (n)	Frequência relativa (%)	Frequência relativa acumulada (%)	Família de Palavras
<i>Analytics</i>	2	13.33%	13.33%	Analytic, <i>Analytics</i>
Estratégica	2	13.33%	26.67%	Estratégica, Estratégia
<i>People</i>	2	13.33%	40.00%	<i>People</i>
Talentos	2	13.33%	53.33%	Talento, Talentos
Aplicado	1	6.67%	60.00%	Aplicado, aplicados
Decisão	1	6.67%	66.67%	Decisão, Decisões, Decidir
Ferramenta	1	6.67%	73.33%	Ferramenta, Ferramentas
Gestão	1	6.67%	80.00%	Gestão, Gestor, Gerir
Organizações	1	6.67%	86.67%	Organização, Organizações
Retenção	1	6.67%	93.33%	Retenção, reter
Tomada	1	6.67%	100.00%	Tomada

Em relação às palavras-chave dos documentos escritos em língua Portuguesa, contabilizam-se 16 palavras diferentes (Tabela 10). Apresentam-se dezasseis palavras, constatando-se que ‘*Analytics*’ é a palavra mais utilizada nas palavras-chave dos documentos científicos. As palavras seguintes, nomeadamente ‘*People*’, ‘retenção’, ‘talentos’, ‘estratégia’, ‘recursos’ e ‘humanos’ correspondem a uma frequência relativa acumulada de 100%.

Tabela 10. Termos mais utilizados nas palavras-chave dos documentos científicos escritos em Português

Palavra	Frequência absoluta (n)	Frequência relativa (%)	Frequência relativa acumulada (%)	Família de Palavras
<i>Analytics</i>	2	10.00%	10.00%	Analytic, <i>Analytics</i>
<i>People</i>	2	10.00%	20.00%	<i>People</i>
Retenção	2	10.00%	30.00%	Retenção, reter
Talentos	2	10.00%	40.00%	Talento, Talentos
Árvores	1	5.00%	45.00%	Árvore, Árvores
Decisão	1	5.00%	50.00%	Decisão, Decisões, Decidir
Desempenho	1	5.00%	55.00%	Desempenho, desempenhar
Estratégia	1	5.00%	60.00%	Estratégia, Estratégias
High	1	5.00%	65.00%	High
Humanos	1	5.00%	70.00%	Humano, humanos
Modelos	1	5.00%	75.00%	Modelo, Modelos
Neuronais	1	5.00%	80.00%	Neuronal, neuronais
Potential	1	5.00%	85.00%	Potential, Potentials
Preditivos	1	5.00%	90.00%	Preditivo, preditivos
Recursos	1	5.00%	95.00%	Recurso, Recursos
Redes	1	5.00%	100.00%	Rede, Redes

Para capturar numa imagem os termos mais utilizados nos documentos científicos analisados, criou-se uma nuvem de palavras com os 150 termos mais comuns (Figura 12). O termo mais predominante é ‘*Analytics*’, com 1445 ocorrências, seguido de ‘*talent*’ com 1155 ocorrências e ‘*management*’ com 680 ocorrências.

Tabela 11. Principais vantagens do *People Analytics* na retenção de talento

Vantagem	Extrato exemplificativo
Melhorar as práticas de gestão de talento (N=8)	<i>“Os resultados das nossas 70 entrevistas mostram que um colaborador talentoso precisa de pelo menos dez anos de experiência para ser reconhecido, o que leva à sua saída da empresa. O People Analytics responde a esta questão contribuindo para identificar o potencial dos colaboradores e assim retê-los.”</i>
Aumentar o desenvolvimento da tecnologia (N=8)	<i>“A tecnologia de People Analytics tem melhorado as organizações com o fornecimento de informação para ajudar a retenção de colaboradores.”</i>
Diminuição da taxa de rotatividade (N=7)	<i>“As Organizações que utilizam o People Analytics para prever e diminuir a taxa de rotatividade obtêm uma vantagem competitiva para a organização.”</i>
Aumentar a competitividade nos mercados (N=5)	<i>“Com os meios cada vez mais escassos e a competitividade pelo talento cada vez mais feroz, a garantia de referência no mercado está em desvincular-se de crenças e do tradicional e basear-se cada vez mais em dados para a tomada de decisão e para a retenção de talento.”</i>
Aumentar a produtividade (N=3)	<i>“O People Analytics pode impulsionar através da análise preditiva o engagement, produtividade e retenção.”</i>
Melhorar o conhecimento do cenário económico (N=2)	<i>“As organizações utilizam dados externos, como indicadores do mercado de trabalho e o cenário económico atual em análise prescritiva, para conceber melhor uma intervenção eficaz para efeitos de retenção de colaboradores.”</i>
Melhorar a definição do perfil do colaborador (N=1)	<i>“O People Analytics poderia responder a esta questão contribuindo para identificar o potencial das pessoas com base em características inatas como a personalidade, bem como na formação académica e cultural.”</i>

Apresenta-se o impacto do *People Analytics* na retenção, constituído por doze subcategorias (Tabela 12). Dos estudos científicos que compõem a amostra deste estudo, 100% (N=16) referem um impacto positivo. Destaque para o impacto positivo na “Rotatividade” (N=16), seguido de “Eficácia de gestão de pessoas” (N=10) e “Análise de dados” (N=7).

Tabela 12. Subcategorias de impacto do People Analytics na retenção

Subcategoria	Impacto	Extrato exemplificativo
Rotatividade (N=16)	Positivo	<i>“Através da utilização de análises preditivas, a Google conseguiu reduzir a taxa de rotatividade para 50%.”</i>
Eficácia da gestão de pessoas (N=10)	Positivo	<i>“Em última análise, a abordagem do People Analytics fortalece o valor estratégico da análise de pessoas na retenção, e o nosso trabalho mostrou como isso pode ser feito.”</i>
Análise de dados (N=7)	Positivo	<i>“A análise preditiva auxiliou na gestão de talentos e no desenvolvimento de capacidades de liderança nos colaboradores e levar o nível de rotatividade para um nível ideal, onde não pode afetar o crescimento da organização.”</i>
Perfil (N=6)	Positivo	<i>“Com base em People Analytics, desenvolveu-se Indicadores de Traço de Personalidade dos colaboradores talentosos e utilizou-se estes indicadores/pontuações para a contratação e retenção do colaborador que tinha pontuações/indicadores semelhantes na sua avaliação.”</i>
Competências (N=6)	Positivo	<i>“Estes métodos fornecem medidas de reflexão para quantificar a probabilidade de um colaborador deixar a organização num determinado período de tempo e a análise prescritiva oferece um mecanismo que ajuda a organização a manter as competências dentro de si.”</i>

Subcategoria	Impacto	Extrato exemplificativo
Tecnologia (N=6)	Positivo	<i>“A análise da força de trabalho parece ter o maior impacto em grandes organizações que podem investir na tecnologia e na experiência necessária para apoiar a análise.”</i>
Satisfação no trabalho (N=5)	Positivo	<i>“(…) o People Analytics dá uma melhor compreensão das relações dos colaboradores, uma melhor satisfação e retenção dos colaboradores e uma maior probabilidade de obter vantagens competitivas.”</i>
Cultura organizacional (N=5)	Positivo	<i>“(…) realizar inquéritos aos colaboradores uma ou duas vezes por ano para solicitar a opinião dos colaboradores sobre como a cultura da organização está a ter impacto no sentimento de pertença na empresa.”</i>
Produtividade (N=4)	Positivo	<i>“Foram considerados indicadores como a produtividade dos colaboradores e a satisfação dos clientes para definir os comportamentos esperados dos colaboradores no local de trabalho.”</i>
Progressão na carreira (N=3)	Positivo	<i>“Com base nas métricas, a equipa desenvolveu várias estratégias de retenção para dar várias oportunidades de carreira aos colaboradores de acordo com as suas aspirações.”</i>
Análise de sentimento (N=2)	Positivo	<i>“Algumas organizações utilizam o People Analytics para realizar análises de sentimentos para testar o “humor” da força de trabalho e detetar sinais precoces de potenciais saídas.”</i>
Cenário económico (N=2)	Positivo	<i>“As organizações também utilizam dados externos, como indicadores do mercado de trabalho e o atual cenário económico em análise prescritiva para conceber uma intervenção eficaz para efeitos de retenção de colaboradores.”</i>

3.3. Limitações e desafios do *People Analytics* na retenção de talento

Na descrição de resultados da categoria limitações e desafios do *People Analytics* na retenção (Tabela 13), evidenciam-se os fatores organizacionais (N=23) com destaque para o fator “Limitações de Sistemas de GRH” (N=13) e “Indisponibilidade de dados” (N=9). Seguem-se os fatores ligados à função (N=10) com o fator “Falta de competências analíticas de profissionais de RH” (N=10).

Tabela 13. Fatores de limitações e desafios do *People Analytics* na retenção de talento

Tipos de fatores	Fatores específicos	Extrato exemplificativo
Fatores organizacionais (N=23)	Limitações de Sistemas de GRH (N=13)	<i>“(…) sistemas de GRH têm muitas limitações. Existe pouca investigação, pouca pesquisa que ligue os sistemas aos objetivos de RH de atrair e reter colaboradores. (...) argumentam que o principal objetivo da GRH deve ser a eficácia na consecução dos objetivos primários de RH, em vez de eficiência de processos.”</i>
	Indisponibilidade de dados (N=9)	<i>“Há uma série de questões relacionadas com os dados, como a falta de dados históricos, as dificuldades logísticas de recolher e atualizar informações precisas, a incompatibilidade entre sistemas e as dificuldades de evitar duplicações, para citar apenas alguns.”</i>
	Falta de suporte da GRH (N=8)	<i>“Há falta de suporte da GRH na maioria das organizações para recolher e utilizar os vastos dados dos colaboradores, a fim de reter e desenvolver os colaboradores.”</i>
	Falta de orçamento (N=1)	<i>“O RH tem sido relativamente lento devido à falta de competências de dados nas equipas de RH ou então devido a restrições orçamentais.”</i>
Fatores ligados à função (N=10)	Falta de competências analíticas de profissionais de RH (N=10)	<i>“Uma vez que os profissionais e gestores de RH não têm as competências analíticas, não conseguem mergulhar profundamente nos dados de RH disponíveis para tomar decisões estratégicas para a organização, sendo os profissionais de TI a assumir esta função,”</i>

3.4. Técnicas de *Data Mining* na retenção de talento

Esta categoria descreve as técnicas de *data mining* existentes nos documentos científicos. Estas técnicas são maioritariamente utilizadas em análises descritivas e preditivas que são as mais aplicadas para mineração de dados na retenção de talento (Tabela 14). A técnica mais recorrente é a “Árvore de Decisão” (N=8), seguida de “Redes Neurais” (N=7), “*Fuzzy Logic*” (N=2) e finalmente “*Rough Set Theory*” e “*Algoritmo C4.5*”, ambas com (N=1). De referir que alguns autores estão a desenvolver novas técnicas mais eficientes de mineração de dados, como é o caso do “*Algoritmo C4.5*”, entre outros.

Tabela 14. Técnicas de *Data Mining*

Técnicas de <i>Data Mining</i>	Extrato exemplificativo
Árvore de Decisão (N=8)	<i>"A técnica da Árvore da Decisão analisa vários dados sem exigir os pressupostos sobre a distribuição subjacente".</i>
Redes Neurais (N=7)	<i>"A identificação de técnicas adequadas para a exploração e previsão de dados na área da Retenção de Talento, apontou a utilização de Árvores de Decisão e Redes Neurais no domínio da Mineração de Dados."</i>
Fuzzy Logic (N=2)	<i>"Os registos podem ser analisados utilizando a lógica fuzzy para descobrir padrões e regras relacionados com a retenção dos colaboradores".</i>
Algoritmo C4.5 (N=1)	<i>"Utilizando a técnica c4.5, o padrão de saída de colaboradores em processos de gestão de talento pode ser identificado através da classificação".</i>
Rough Set Theory Raciocínio Baseado em Casos SVM (N=1)	<i>"As técnicas de data mining mais utilizada para a previsão de rotatividade são a Rede Neuronal Artificial, a Árvore da Decisão, o Raciocínio Baseado em Casos, o Algoritmo Genético, Rough set, a Soft Computing (conhecido como Sistema Inteligente Híbrido), e outras técnicas como SVM, logic fuzzy."</i>

CAPÍTULO IV – DISCUSSÃO DE RESULTADOS

No presente capítulo confrontam-se os resultados deste estudo com o estado da arte acerca do *People Analytics* e a retenção. Ao interligar estes dois temas, aborda-se a questão de investigação, discutem-se as vantagens do *People Analytics* na retenção, o Impacto do *People Analytics* na retenção, os Desafios e Limitações do *People Analytics* na retenção e apresenta-se a discussão das Técnicas de *Data Mining* mais comuns aplicadas à retenção.

Interpretando os resultados obtidos, o presente estudo demonstra uma abordagem metodológica pouco comum na área da GRH e, em particular, na área do *People Analytics* na retenção. O método utilizado é uma revisão sistemática que retrata a literatura publicada sobre o *People Analytics* aplicado à retenção nos últimos 12 anos (2008-2020). Ao longo dos anos, a pesquisa científica demonstrou-se relativamente produtiva em termos do número de artigos publicados, verificando-se a existência de interesse académico no tema do *People Analytics* na retenção e similarmente, a sua aplicação nas organizações. Os resultados obtidos nesta investigação, permitem apurar que ‘*Analytics*’, ‘*talent*’ e ‘*management*’ são os termos mais comuns nos títulos e palavras-chave dos estudos científicos da revisão sistemática, que são termos generalistas do *People Analytics*. No entanto, quando se aborda a dimensão específica deste estudo, que é a Retenção de Talento, a literatura ainda é escassa, como pode ser demonstrado nos resultados deste estudo e pelo baixo número de artigos incluídos. Portanto, torna-se possível corroborar o estudo de Canais (2016) e também o estado da arte (Minbaeva, 2017b), quando afirmam que ainda há um caminho longo a percorrer, no que respeita à implementação do *People Analytics* na Retenção de Talento. A grande maioria das publicações excluídas aborda estratégias para implementar ou readaptar estratégias de GRH tradicionais na retenção. O foco ainda está assente nos relatórios tradicionais, no simples cálculo de métricas, na lentidão de implementação do *People Analytics*, falta de competências técnicas dos gestores de RH em *People Analytics* e falta de interesse da gestão de topo no investimento em *People Analytics* (Minbaeva, 2017b); (Nair, 2018). Desta forma não fornecem um retrato fidedigno do impacto dos colaboradores na organização.

Em termos de literatura científica, verificam-se maioritariamente estudos qualitativos e com maior preponderância nos estudos relacionados com a (i) Gestão de Talentos, (ii) Técnicas de *Data de Mining* e (iii) Desafios e limitações. O presente estudo reúne uma vasta cobertura geográfica, sendo a maioria publicada na Ásia com relevância na Índia e nos EUA.

Em resposta à pergunta de partida delineada nesta revisão sistemática “**Quais as contribuições da ciência para o *People Analytics* na retenção de talento?**”, os resultados inferem sobre: i) vantagens, ii) impacto, iii) limitações e desafios e iv) técnicas de *data mining*, aplicados à retenção.

As vantagens do *People Analytics* na retenção dão sustentabilidade à questão de investigação, ajudando as organizações a perceber os benefícios que podem retirar na implementação do *People Analytics* em processos de retenção de talento. Os resultados obtidos apontam como principais vantagens:

Melhorar as práticas de gestão de talento, na medida em que as empresas pretendem identificar o potencial dos colaboradores e retê-los utilizando o *People Analytics*. A identificação e desenvolvimento de talento é uma função primordial da GRH, mantendo-se atualizados sobre estes, contribuindo para a sua satisfação e evitar a sua saída (Pease, 2005);

Desenvolvimento da tecnologia, perspectivada principalmente pelos avanços tecnológicos. A introdução de métricas e análises de dados nos Recursos Humanos já existe há bastante tempo. (Francisco et al., 2019). O que mudou nos últimos anos é que, atualmente, na era do Big Data, as empresas têm armazenado uma grande quantidade de dados, surgindo, nesta sequência, um impulso para ir além dos relatórios e métricas tradicionais de RH e transitar para análises mais sofisticadas dos dados colaboradores para a sua retenção (Sharma & Shukla, 2019);

Diminuição da taxa de rotatividade, os dados recolhidos ajudam o gestor de RH a perceber a razão dos colaboradores a sair da empresa; e com o conhecimento desta informação, são dados os passos adequados para mitigar a rotatividade e alcançar a satisfação do colaborador com talento (Biriowu, 2020).

Por fim, a vantagem **umentar a competitividade nos mercados**. Com o surgimento do *People Analytics* no meio organizacional, as empresas competem entre si pelos colaboradores talentosos, a garantia de referência no mercado está em desvincular-se de crenças e do tradicional e basear-se cada vez mais em dados para a tomada de decisão e para a retenção de talento. Com esta premissa, os estudos identificados referem a importância de munir, em especial o departamento de RH, mas também o departamento TI com as competências técnicas

necessárias à implementação do *People Analytics* para promover menores taxas de rotatividade e uma melhor gestão dos processos de gestão de talento (Neouchi, 2019).

Na categoria “Impacto do *People Analytics* na retenção de talento” identifica-se um impacto positivo em todos os estudos, particularmente um maior impacto na Rotatividade, Eficácia da gestão de pessoas e na Análise de dados. Na “Rotatividade” as organizações verificam melhorias na forma de reter os seus talentos através do *People Analytics*. Os gestores de RH começam a ser capazes de determinar a taxa de rotatividade de um colaborador e delineiam estratégias de retenção, o que é fundamental para a gestão de talento nas organizações. (Boakye & Lamptey, 2020). Na “eficácia de gestão de pessoas” as evidências positivas identificadas corroboram o estado da arte (Armstrong & Taylor, 2014) na capacidade de uma organização atingir os objetivos através dos recursos disponíveis. Verifica-se uma melhoria de processos de gestão de talento e delineamento de estratégias de retenção de talento com a utilização do *People Analytics*. Permite à GRH planejar e decidir estrategicamente para que os colaboradores não abandonem a empresa (Jantan et al., 2010). A “análise de dados” surge também em destaque nesta categoria, na medida em que o *People Analytics* tem um impacto positivo na evolução da tradicional análise de dados para uma análise preditiva, conseguindo com maior precisão prever os riscos de saída dos colaboradores. Compreende-se que estes fatores são importantes na identificação de padrões e na previsão de comportamento, percebendo quais os fatores que levam os colaboradores a sair da organização (Neouchi, 2019).

Relativamente aos principais desafios e limitações, surgem como principais as “Limitações de sistema de GRH, “Indisponibilidade de dados”, “Falta de suporte da GRH” e “Falta de competências analíticas de profissionais de RH”. Estes resultados corroboram o estado da arte e indicam a lacuna de dados para a GRH (Harriot & Isson, 2016) e a falta de implementação do *People Analytics* nos sistemas de GRH em especial na retenção (Boakye & Lamptey, 2020). A literatura aponta para a questão da qualidade dos dados, nomeadamente que os algoritmos podem acarretar a perda de colaboradores, já que os dados utilizados para criar um perfil de trabalho advêm apenas de dados históricos e remetem apenas para a conjuntura atual (Gueutal & Stone, 2005). O uso de *People Analytics* tem sido controlado principalmente por profissionais que não os de RH. O estudo revelou informações convincentes sobre como os colaboradores com formação em TI e Estatística estão a assumir a função de RH como Parceiros de Negócios de RH que estão a desempenhar funções de *Data Analytics*. Isto pressupõe uma

menor utilização de profissionais de RH e da sua contribuição orientada para o valor para a unidade de RH (Boakye & Lamptey, 2020). Este estudo identifica uma forte atenção dos gestores e profissionais de RH sobre a necessidade de aquisição de competências em *Data Analytics*. É lamentável que os profissionais e gestores de RH percam os seus empregos para as TI e outros profissionais caso não sejam tomadas medidas nesse sentido (Sharma & Bhatnagar, 2017).

A quarta categoria refere-se às técnicas de *Data Mining* mais utilizadas nos estudos. Estas técnicas podem ser aplicadas em vários níveis de análise: descritivo, preditivo e prescritivo. Os níveis de análise mais recorrentes para a retenção são o descritivo e preditivo, sendo a técnica mais utilizada a árvore de decisão e as redes neuronais (Huang et al., 2006), embora no futuro seja mais promissor a *Fuzzy-logic* e o algoritmo C4.5 (Jantan et al., 2011), corroborando o estado da arte (Chien & Chen, 2008). Os classificadores de árvores de decisão são técnicas bastante populares porque a construção da árvore não requer qualquer conhecimento especializado de domínio ou definição de parâmetros (Jantan et al., 2010). Por conseguinte, a segunda técnica de *Data Mining* mais evidenciada nos estudos são as redes neuronais. Esta técnica apresenta utilidade no desenvolvimento de modelos preditivos, destacando-se a alta tolerância a dados de ruído e a capacidade de classificação de um padrão para o qual não foi preparada. São modelos de supervisão da aprendizagem com base na analogia com a interação anatómica entre neurónios cerebrais, como se comportam uns com os outros e como são ativados para produzir um determinado resultado. As Redes Neuronais representam um método prático de aprendizagem através de dados de formação, conferindo uma robustez nos resultados e, por isso, um dos métodos preditivos amplamente utilizados na retenção (Canais, 2016). Acresce o facto de poder ser utilizada quando existe pouco conhecimento sobre a relação entre atributo e classes. Em análise a esta dimensão, o presente estudo revela que as técnicas de *Data Mining* têm um efeito positivo na retenção de talento (Katsamakos, 2019).

CAPÍTULO V – CONCLUSÕES

A pertinência do *People Analytics* na GRH deve-se à capacidade de quantificação de parâmetros para avaliar a eficácia de diversos programas e iniciativas relacionadas com formação, *engagement* e retenção, para justificar os investimentos feitos nestes programas. O *People Analytics* proporciona uma forma de demonstrar relações causa-efeito entre diversas variáveis de forma quantificável, como benefícios *vs.* satisfação, formação *vs.* produtividade, liderança *vs.* retenção, etc. Na base do *People Analytics* estão os dados relativos aos colaboradores que são gerados pelos sistemas de GRH em grande volume, velocidade, variedade e veracidade (*Big Data*). Estes dados são analisados através de técnicas de *Data Mining* que resultam em modelos preditivos.

Reconhecendo que as pessoas são um dos recursos mais valiosos para o seu sucesso, as organizações utilizam o *People Analytics* para alinhar os objetivos de GRH com os objetivos organizacionais, nomeadamente no que respeita à retenção de talento.

O presente teve como objetivo principal compreender a importância do *People Analytics* na retenção. Realizou-se uma revisão sistemática da literatura usando fontes de informação científica, nomeadamente as bases de dados B-On, UvA e RCAAP. Da pesquisa resultaram 16 artigos publicados entre 2008 e 2020, a maioria oriundas da Ásia (com ênfase na Índia) e nos EUA, sendo menos relevante em Portugal. A investigação demonstra que este tópico tem vindo a adquirir popularidade nos últimos anos, ocorrência esta que se associa a um aumento da produção científica acerca deste tema. No entanto, os resultados na produção científica quando aplicados à dimensão de retenção de talento ainda se revela escasso, o que significa que ainda existe um longo caminho a percorrer para este objeto de estudo.

Os resultados deste estudo foram agrupados de forma a identificar vários temas que caracterizam a produção científica que relaciona o *People Analytics* com a retenção. Emergiram três grupos de resultados: i) Vantagens e Impacto do *People Analytics* na retenção; ii) Limitações e Desafios do *People Analytics* na retenção e iii) Técnicas de *Data Mining* na Retenção.

A principal contribuição dos resultados obtidos é a sistematização das vantagens da aplicação do *People Analytics* na retenção, nomeadamente: melhorar as práticas de gestão de talento; aumentar o desenvolvimento da tecnologia; diminuição da taxa de rotatividade e aumentar a competitividade. Conclui-se que os estudos selecionados exploram o potencial do

People Analytics na retenção, assim como as vantagens da sua aplicação, em acordo com o estado da arte. Os resultados obtidos indicam igualmente que o impacto do *People Analytics* na retenção é positivo. Prova disso é o facto de na análise dos artigos, todos indicarem que o impacto é positivo através da diminuição taxa de rotatividade, uma melhor eficácia na gestão de pessoas, a evolução da tradicional análise de dados para a análise preditiva (prever com dados potenciais saídas de colaboradores da organização). Tal resultado sugere que a sua implementação nas organizações é recomendada. A investigação indica também a existência de desafios e limitações. Neste domínio, predominam as limitações de sistema de GRH, a indisponibilidade de dados, a falta de suporte das chefias e falta de competências analíticas de profissionais de RH. Este resultado indica a falta de ligação dos sistemas aos objetivos estratégicos de RH de reter colaboradores, a falta de dados históricos relativos aos colaboradores, a falta de suporte da GRH para recolha de dados e informação a fim de reter os colaboradores e a escassez de profissionais de RH com competências analíticas necessárias para o desempenho de funções de *People Analytics*. No domínio das técnicas de *Data Mining* mais utilizadas na retenção, os níveis de análise mais comuns são o preditivo e o descritivo. A técnica mais recorrente é a árvore de decisão e redes neuronais.

A principal limitação deste estudo decorre do relato geral que alguns dos artigos apresentam acerca da aplicação do *People Analytics* na estratégia de retenção de talento, que não permite compreender em detalhe a sua aplicação na prática. Para fazer face a esta característica, seria interessante, por um lado, continuar a estudar o *People Analytics* na sua relação com a retenção e, por outro, que esses estudos fossem de índole quantitativa para se obter mais informação e mais generalizada sobre a utilização do *People Analytics*. Novas revisões sistemáticas da literatura, e de forma a obter mais dados, poderão usar mais base de dados, além das utilizadas neste trabalho, pois foram apenas aquelas a que a autora teve acesso.

Do ponto de vista académico, este estudo apresenta de forma estruturada o que já foi publicado sobre o tema do *People Analytics* e a retenção de talento o que, tanto quanto se sabe, ainda não tinha sido realizado. Para a prática, o contributo principal deste estudo consiste em possibilitar às organizações uma compreensão mais clara sobre as vantagens, impactos, desafios e técnicas, almejando servir de inspiração à utilização destas tecnologias à gestão de pessoas nomeadamente na retenção de talento.

Finalmente, este estudo permitiu verificar a pertinência do *People Analytics* para analisar e desenhar estratégias de retenção, adaptadas às características de cada organização e dos seus colaboradores, assim como, da necessidade de formação dos profissionais de RH para a competência de *Analytics*. Desta forma, faz sentido que esta competência seja introduzida nos currículos das formações em GRH, nomeadamente, nas de nível mais avançado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdullah, H. (2009). Evolving terms of human resource management and development. *The Journal of International Social Research*, 2 (9), 180-186.
- Abhayawansa, S., & Abeyssekera, I. (2008). An explanation of human capital disclosure from the resource-based perspective. *Journal of Human Resource Costing & Accounting*, 12(1), 51-64.
- Aguilar, L. (2013). *Big Data. Análisis de grandes volúmenes de datos en organizaciones*. Mexico: Alfaomega Grupo Editor.
- Allen, D., Bryant, P., & Vardaman, J. (2010). Retaining Talent: Replacing misconceptions with Evidence-Based Strategies. *Academy of Management Perspectives*, 24, 48-64.
- Andersen, M. (2017). Human capital analytics: The winding road. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 2(4), 155-158.
- Araújo, T., & Romão, M. G. M. (2012). Retenção de capital intelectual no setor de tecnologia da informação de Brasília–DF (Trabalho Científico de Licenciatura). UniCEUB – Centro Universitário de Brasília, Brasília, Brasil.
- Armstrong, M. (2016). *Strategic Human Resource Management* (6th ed.). London: Kogan Page.
- Armstrong, M., & Taylor, S. (2014). *Human Resources Management Practice* (13th ed.). London: Kogan Page.
- Azevedo, A. (2017). *A gestão estratégica de recursos humanos e a estratégia competitiva – Estudo de caso* – Dissertação de mestrado em Economia e Administração de Organizações (MEAE). FEP.
- Bakker, A., & Schaufeli, W. (2015). *Work engagement* (vol. 11). Wiley Encyclopedia of Management, 1–5. <https://doi:10.1002/9781118785317>
- Ballinger, G., Craig, E. Cross, R. & Gray, P. (2011). A stitch in time saves nine: Leveraging networks to reduce the costs of turnover. *California Management Review*, 53(4), 111-133.
- Bentes, L., Correia, A., & Gomes, J. (2009). À conquista de um sistema forte de gestão de recursos humanos. *Economia Global e Gestão*, 14(3), 77-91.

- Berson, A., & Smith, S.J. (2005). *Data Warehousing, Data Mining & OLAP*. EUA: McGraw-Hill Edition.
- Berger, L.A., & Berger, D.R. (2004). *The Talent Management Handbook: Creating Organizational Excellence by Identifying, Developing, and Promoting Your Best People*. New York: McGraw-Hill.
- Betchoo, N.K. (2016). *Digital Transformation and its impact on Human Resource Management: A Case Analysis of two unrelated businesses in the Mauritian public service. IEEE International Conference on Emerging Technologies and Innovative Business Practices for the Transformation of Societies*. Universidade de Tecnologia das Ilhas Maurícias.
- Bilhim, J. (2009). *Gestão Estratégica de Recursos Humanos* (4ª ed). Lisboa: Instituto Superior de Ciências Sociais e Políticas.
- Biriowu, C.S. (2020) Talent Analytics and employee retention in Nigeria organizations - https://www.researchgate.net/publication/340581109_TALENT_ANALYTICS_AND_EMPL_OYEE_RETENTION_IN_NIGERIA_ORGANIZATIONS
- Boakye, A., & Lamptey, Y. (2020) *The Rise of HR Analytics: Exploring Its Implications from a Developing Country Perspective* - Journal of Human Resource Management.
- Bruggemann, O., & Parpinelli, M. (2008). Utilizando as abordagens quantitativa e qualitativa na produção do conhecimento. *Rev. esc. enferm. USP [online]*, 42(3), 563-568.
- Bryant, P. C., & Allen, D. G. (2013). Compensation, Benefits and Employee Turnover: HR Strategies for Retaining Top Talent. *Compensation & Benefits Review*, 45(3), 171–175. <https://doi.org/10.1177/0886368713494342>
- Câmara, Pedro B. da et. al (2003) *Humantor: Recursos humanos & Sucesso Organizacional; Dom quixote*, Lisboa.
- Candiotto, C. (2002). Aproximações entre capital humano e qualidade total na educação. *Educar*, 19, 199-216.
- Canais, M. (2016). People analytics aplicado à retenção de talentos nas organizações - <http://hdl.handle.net/10362/19251>

- Cannella, A., & Hambrick, D. (1993). Effects of Executive Departures on the Performance of Acquired Organizations. *Strategic Management Journal*, 14(1), 137-152.
- Cardoso, L. (2012). *Práticas de Gestão de Recursos Humanos e Desempenho Organizacional*. Dissertação de Mestrado em Psicologia Especialidade: Social e das Organizações. Lisboa: ISPA.
- Chaturvedi, V. (2016) *Talent Analytics as an Indispensable Tool and an Emerging Facet of HR for Organization Building*-
https://www.researchgate.net/publication/336235335_Talent_Analytics_as_an_Indispensable_Tool_and_an_Emerging_Facet_of_HR_for_Organization_Building
- Chien, C. F., & Chen, L. F. (2008). Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: A case study in high-technology industry. *Expert Systems and Applications*, 34(1), 280-290.
- Chiavenato, I. (1987). *Teoria Geral da Administração: abordagens prescritivas e normativas da administração* (3. Ed). São Paulo: McGraw-Hill.
- Chiavenato, I. (2009). *Remuneração, benefícios e relações de trabalho: Como reter talentos na organização*. Brasil: Manole.
- Cunha, M., Rego, A., Cunha, R., Cabral-Cardoso, C., Marques, C., & Gomes, J. (2012). *Manual de Gestão de Pessoas e do Capital Humano* (2.ªed). Lisboa: Edições Silabo.
- Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). *Competing on Analytics: The new science of winning*. Boston, MA: Harvard Business School Press.
- Davenport, T., Harris, J., & Shapiro, J. (2010). *Competing on Talent Analytics*.
<https://hbr.org/2010/10/competing-ontalent-analytics>.
- Deka, G. C. (2014). *Big Data Predictive and Prescriptive Analytics. Handbook of Research on Cloud Infrastructures for Big Data Analytics*, 370-391.
- Delloite. (2018). *HR Technology Disruptions for 2018*.
[People data: How far is too far | Human Capital | Deloitte Southern Africa](#)

- Dewey, A., & Drahota, A. (2016). Introduction to systematic reviews: online learning module Cochrane Training.
- Donoghue, C. (2010). *Nursing home staff turnover and retention: An analysis of national level data*. *Journal of Applied Gerontology*, 29(1), 89-106. doi:10.1177/0733464809334899
- Kucharčíková, A., Tokarčíková, E., & Blašková, M. (2015). Human Capital Management – Aspect of the Human Capital Efficiency in University Education. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 177, 48-60.
- Falletta, S. (2014). In search of HR intelligence: Evidence-based HR analytics practices in high performing companies. *People and Strategy*, 36(4), 28-37.
- Ferreira, T. (2015). *Os fatores motivacionais na gestão da força de vendas e a sua influência no desempenho individual: estudo dos setores segurador e farmacêutico em Portugal*. Tese de Doutoramento em Ciências Organizacionais. Porto: UFP.
- Fitz-enz, J., & Mattox, J. (2014). *Predictive Analytics for Human Resources*. USA: SAS Institute Inc.
- Francisco, Q., Silva, T., Martinez M. (2019). *Recursos humanos em saúde: do processo intuitivo ao People Analytics* Universidade Federal de Alfenas. Programa de Pós-Graduação em Enfermagem. Alfenas, MG, Brasil. <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/32636>
- Furlong, A., Goodwin, J., O'Connor, H., Hadfield, S., Hall, S., Lowden, K., & Plugor, R. (2018). *Young People in the Labour Market: Past, Present, Future*. New York: Routledge.
- Galpin, T., Maellaro, R., & Whittington, J. (2012). Evidence from the field: OD tools and methods that positively impact M&As. *Od Practitioner*, 44(3), 13-18.
- Galpin, T., & Herndon, M. (2007). *The complete guide of Mergers and Acquisitions* (2nd ed.) USA: Jossey-Bass Ed.
- Gomes, J., Cunha, M., Rego, A., Cunha, R., Cabral-Cardoso, C., & Marques, C. A. (2008). *Manual de gestão de pessoas e do capital humano*. Lisboa: Edições Sílabo.
- Green, D. (2017). The best practices to excel at *People Analytics*. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 137-144.

- Gueutal, H. G., & Stone, D. L. (2005). *The brave new world of eHR: Human resources management in the digital age*. San Francisco: Jossey Bass.
- Gupta, S., Leszkiewicz, A., Kumar, V., Bijmolt, T. & Potapov, D. (2020). Digital Analytics: Modeling for Insights and New Methods. *Journal of Interactive Marketing*, 51, 26-43.
- Han, J., & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publisher.
- Hausknecht, J., Rodda, J., & Howard, M. (2009) Targeted employee retention: Performance based and job-related differences in reported reasons for staying. *Human Resource Management*, 48, 269-288.
- Heric M. (2018) *Hr's new digital mandate*. <https://www.bain.com/insights/hrs-new-digital-mandate/>
- Holtom. B., Mitchell, T., Lee, T., & Eberly, M. (2008). Turnover and retention research a glance at the past, a closer review of the present, and a venture into the future. *The Academy of Management Annals*, 2(1), 231–274. <https://doi.org/10.1080/19416520802211552>
- Isson, J., & Harriott, J. (2016). *People Analytics in the Era of Big Data: Changing the Way You Attract, Acquire, Develop, and Retain Talent*. USA: John Wiley & Sons.
- Jain, S. (2018) Human Resource Management and Artificial Intelligence. *International Journal of Management and Social Sciences Research (IJMSSR)*. 7 (3), 56 – 59
- Jantan, H., Hamdan, A., & Othman, Zulaiha. (2010). Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm. *International Journal on Computer Science and Engineering*. 2.
- Jantan, H., Hamdan, A., & Othman, Z. (2011). *Data Mining Classification Techniques for Human Talent Forecasting*. https://cdn.intechopen.com/pdfs/13157/InTech-Data_mining_classification_techniques_for_human_talent_forecasting.pdf
- Jiménez, C. (2014). Big data. Un nuevo paradigma de análisis de datos. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/4873>
- Kucharčíková, A. (2011). Human Capital – definitions and approaches. *Human Resources Management & Ergonomics*, v(2), 60-70.

- Kyndt, E., Dochy, F., Michielsen, M., & Moeyaert, B. (2009). Employee Retention: Organisational and Personal Perspectives. *Vocations and Learning*, 2, 195–215.
- Levenson, A. (2005). Harnessing the power of HR analytics. *Strategic HR Review*, 4(3), 28-31.
- Lopes, T. (2017). *O mercado de trabalho e o trabalho temporário: um estudo de caso*. Dissertação de Mestrado em Economia da Organização e da Concorrência. Lisboa: ISCTE.
- Mäkelä, K., Björkman, I. and Ehrnrooth, M. (2010). How do MNC's establish their talent pools? Influences on individuals' likelihood of being labelled as talent. *Journal of World Business*, 45(2), 134-142.
- Marin-Garcia, J. A., Ramirez Bayarri, L., & Atares-Huerta, L. (2015). Protocol: Comparing advantages and disadvantages of Rating Scales, Behavior Observation Scales and Paired Comparison Scales for behavior assessment of competencies in workers. A systematic literature review. *Working Papers on Operations Management*, 6(2), 49-63.
- Marler, Janet; Boudreau, John (2016). *An evidence-based review of HR Analytics* Doi: 10.1080/09585192.2016.1244699 The International Journal of Human Resource Management.
- Michaels, E., Handfield-Jones, H. & Beth, A. (2002). *The War for Talent*. USA: Harvard Business Review Press.
- Minbaeva, D. B. (2017a). Human capital analytics: Why aren't we there? Introduction to the special issue. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 110-118.
- Minbaeva, D. B. (2017b). Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage. *Human Resource Management*, 57(3), 701-713.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA group (2009). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. *PLoS Med* 6(7), e1000097. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
- Mitchell, T., Holtom, B., & Lee, T.W. (2001). How to keep your best employees: Developing an effective retention policy. *Academy of Management Executive*, 15(4), 96-109.

Nagdev, S., Rajesh, K., & Shrivastava, A. (2018). Redefining HR using *People Analytics*: the case of Google. *Human Resource Management International Digest* 26(2), 3-6.

<https://doi.org/10.1108/HRMID-06-2017-0112>

Nair, M. (2018). Current status of analytics in HR: Evidence based review. *SCMS Journal of Indian Management*, 15 (2), 23-30.

N'Cho, J (2017). Contribution of talent analytics in change management within project management organizations: The case of the French aerospace sector.

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.082>

Nocker, M & Sena, V (2019) *Big Data and Human Resources Management: The Rise of Talent Analytics* - <https://doi.org/10.3390/socsci8100273>

Oehler, K., & Christopher, A. (2018). 2018 Trends in Global Employee Engagement, 1–19.

www.aon.com

Oliveira, A. R., & Ribeiro, N. (2019). O impacto do conflito trabalho-família no engagement, desempenho e intenção de turnover dos colaboradores. *Atas XXIX Jornadas Luso-Espanholas de Gestão Científica*, Universidade de Sevilha, Osuna, Espanha.

J. Phillips, J., & P. Phillips, P. (2014), "Developing a human capital strategy in today's changing environment: eight forces shaping HC strategy", *Strategic HR Review*, Vol. 13 No. 3, pp. 130-134. <https://doi.org/10.1108/SHR-01-2014-0002>

Pereira, I. V. (Fevereiro de 2015). Diferentes perspetivas na gestão do talento. *Revista Human, Recursos Humanis e Gestão*, número 74, pp. 18-22.

Persson, A. (2016). Implicit bias in predictive *data* profiling within recruitments, 498. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, (pp. 212-230). Sweden.

Pease, G. (2015). *Optimize your greatest asset--your people: how to apply Analytics to big data to improve your human capital investments*. USA: John Wiley & Sons, Inc.

Porto-Martins, P., Basso-Machado, P., & Benevides-Pereira, A. (2013). Engagement no trabalho: uma discussão teórica. *Fractal, Rev. Psicol.*, 25(3), 629-644.

- Robinson, P., & Lowe, J. (2015). Literature reviews vs systematic reviews. *Australian and New Zealand Journal of Public Health*, 39(2), 103-103. doi:10.1111/1753-6405.12393.
- Ranjan, J. (2008). Data Mining Techniques for better decisions in Human Resource Management Systems. *International Journal of Business Information Systems*, 3(5), 464-481.
- Russom, P. (2011). Big data Analytics. <https://tdwi.org>
- Saha, N., Gregar, A., & Sáha, P. (2017). Organizational Agility and HRM Strategy: Do They Really Enhance Firms' Competitiveness? *International Journal of Organizational Leadership*, 6, 323-334.
- Saling, K., & Do, M (2020) Leveraging People Analytics for an Adaptive Complex Talent Management System - <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050920304087>
- Santos, C. (2015). Estratégias das micro e pequenas organizações portuguesas para a retenção de colaboradores/s: estudo exploratório (Dissertação de Mestrado). Instituto Superior de Economia e Gestão da Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal.
- Schiemann, W. A., Seibert, J. H., & Blankenship, M. H. (2017). Putting human capital analytics to work: Predicting and driving business success. *Human Resource Management*, 57(3), 795-807.
- Schuler, R. (1992) Strategic Human Resource Management Linking People with the Needs of Business. *Organizational Dynamics*, 21, 18-32.
- Schuler, R., Jackson, S., & Tarique, I. (2011). Global Talent Management and global talent challenges: Strategic opportunities for IHRM. *Journal of World Business*, 46(4), 506-516.
- Serra, L. (2017). *Gestão de Recursos Humanos: As Práticas de Gestão de Recursos Humanos numa organização do Setor Automóvel*. Dissertação de Mestrado em Gestão Estratégica de Recursos Humanos. Instituto Politécnico de Setúbal: Escola Superior de Ciências Organizacionais.
- Sharma, Anshu, and Jyotsna Bhatnagar. (2017) "Talent analytics: a strategic tool for talent management outcomes." *Indian Journal of Industrial Relations*, vol. 52, no. 3, 2017, p. 515+.

- Sharma, H., & Shukla, S (2020). Role of Predictive Analytics in Employee Retention: Corporate Cases.
- Sivathanu, B. and Pillai, R. (2019), "Technology and talent analytics for talent management – a game changer for organizational performance", *International Journal of Organizational Analysis*, Vol. 28 No. 2, pp. 457-473. <https://doi.org/10.1108/IJOA-01-2019-1634>
- Sousa, M., & Ribeiro, A. (2009). Revisão sistemática e meta-análise de estudos de diagnóstico e prognóstico: um Tutorial. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, 92(3), 241-251. <https://doi.org/10.1590/S0066-782X2009000300013>
- Steil, A., & Santos, J. (2012). Building conceptual relations between organizational learning, knowledge, and memory. *International Journal of Business & Management Tomorrow*, 2 (2), 1-9.
- Storey, J. (1992). *Desenvolvimento em Gestão de Recursos Humanos*. Oxford: Blackwell.
- Storey, J. (1995). Introduction: from personnel management to human resource management. *New Perspective on Human Resource Management* (pp. 1-18). London: Routledge.
- Tavaniello, V. (2018). People Analytics como ferramenta estratégica: Tomada de decisão na gestão estratégica de talentos - <http://hdl.handle.net/10183/194882>
- Towers Watson (2009). *Positioning for M&A success: putting people into the equation*. http://www.towerswatson.com/assets/pdf/978/M-A_Pulse_Survey_2-1-10.pdf
- Travassos, G., Biolchini, J., Mian, P., & Natali, A. (2007). Revisões Sistemáticas Aplicadas a Engenharia de Software. System Engineering and Computer Science Department COPPE/UFRJ, Technical Report ES.
- Tsui, A., Pearce, J., Porter, L., & Tripoli, A. (1997). Alternative Approaches to the Employee-Organization Relationship: Does Investment in Employees Pay Off? *Academy of Management Journal*, *Academy of Management Journal*, 40(5), 1089-1121.
- Tymon, G., Stumpf, S., & Doh, J. (2010). Exploring Talent Management in India: the Neglected Role of Intrinsic Rewards. *Journal of World Business*, 45(2), 109-121.

Ulrich, D., & Dulebohn, J. H. (2015). Are we there yet? What's next for HR?. *Human Resource Management Review*, 25(2), 188-204.

Vaiman, V., Haslberger, A., & Vance, C. M. (2015). Recognizing the important role of self-initiated expatriates in effective global talent management. *Human Resource Management Review*, 25(3), 280-286.

Van Vulpen, E. (2018). *Big data, Business Intelligence, and HR Analytics: How are they related?* <https://www.analyticsinhr.com/blog/big-data-business-intelligence-hr-analytics-related/>

Van den Heuvel, S., & Bondarouk, T. (2017). The rise (and fall?) of HR analytics: A study into the future application, value, structure, and system support. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 157-178.

Wang, N., & Katsamakos, E. (2019). A Network Data Science Approach to People Analytics. *Information Resources Management Journal*, 32(2), 28–51.
<https://doi.org/10.4018/irmj.2019040102>