

PEOPLE ANALYTICS APLICADO EM UMA EMPRESA DE TRANSPORTE E LOGÍSTICA

ALEXIA RIBEIRO VIDIGAL

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

AMANDA AGUILAR GODINHO

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

JÉSSICA RAMIRES MACHADO

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

PAULA KARINA SALUME

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

PEOPLE ANALYTICS APLICADO EM UMA EMPRESA DE TRANSPORTE E LOGÍSTICA

1 INTRODUÇÃO

Historicamente, as metodologias utilizadas na obtenção de conhecimento baseadas na intuição e no empirismo são questionadas. Com o avanço da tecnologia, hipóteses intuitivas estão sendo substituídas por redes maciças de dados para geração de conhecimento que sustentam novas pesquisas e auxiliam na tomada de decisão. (SANTOS; SILVA; MARTINEZ, 2017).

Em um mercado cada vez mais exigente, a utilização de alto e constante volume de dados se tornou uma estratégia para manter as organizações competitivas. Setores antes considerados meramente administrativos vêm acompanhando essa tendência ao assumir um papel mais estratégico. O setor de Recursos Humanos - RH, por exemplo, tem buscado adaptar técnicas modernas baseadas em análise de dados como o *people analytics*. (PISSINELLI; DUARTE; TOREZZAN, 2017).

Shrivastava, Nagdev e Rajesh (2018) caracterizam *people analytics* ou *human resources analytics* como o uso de técnicas analíticas como mineração de dados, análise preditiva e análise contextual para compreensão do comportamento social humano e tomada de decisões mais estratégicas.

Do mesmo modo, Isson e Harriott, (2016) afirmam que, por meio da integração de diferentes fontes de informação, o *people analytics* busca responder questões relacionadas aos ativos de capital humano de uma organização utilizando análise de dados de pessoas.

O emprego do *people analytics* auxilia as organizações na compreensão e interpretação de grandes volumes de dados relacionados aos seus funcionários, identificação de tendências e padrões em conjuntos de dados, prevenção das necessidades da organização e seus empregados, priorização das atividades de RH de acordo com seu impacto, retorno do investimento para organização e eliminação da subjetividade na tomada de decisões (SHRIVASTAVA, NAGDEV; RAJESH, 2018).

A utilização do *people analytics* foi impulsionada pela alta disponibilidade de dados acerca do comportamento no trabalho. Tais dados podem ser obtidos por meio de inúmeras fontes, como registros de e-mail, navegação na web, redes sociais e outros sistemas de Tecnologia da Informação - TI (WABER, 2013). Dessa forma, as organizações têm buscado utilizar dados para gerar *insights* como: motivos que resultam na retenção do funcionário, otimização do processo de recrutamento, predição do desempenho financeiro por meio do monitoramento do engajamento dos funcionários, identificação de características importantes para um bom líder, tomada de decisão baseada na previsão do volume de trabalho, entre outros (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010). O potencial de análise do *people analytics* permite que os *insights* fornecidos para os gestores e executivos de RH seja expandido das tradicionais práticas de gestão de talentos para a eficácia dos negócios e melhorias de eficiência (TOGT, RASMUSSEN; 2017).

Assim, as novas tendências mercadológicas impulsionaram mudanças no setor de recursos humanos de uma empresa brasileira de transporte e logística. A mudança consistiu na divisão do setor em duas áreas: uma responsável pelas funções operacionais e de rotina e a outra por projetos e atividades estratégicas como, por exemplo, a negociação de contratos a fim de reduzir custos. Dessa forma, diante das vantagens da aplicação do *people analytics* citadas anteriormente e para contribuir com esse novo modelo de gestão, desenvolveu-se o presente trabalho.

Busca-se responder o seguinte problema de pesquisa: de que forma o *people analytics* pode gerar *insights* para a promoção de uma gestão de pessoas mais estratégica, considerando um conjunto restrito de dados?

O presente estudo teve como objetivo realizar uma análise das variáveis de um grupo específico de colaboradores de uma empresa de transporte e logística, a fim de identificar padrões de características e propor estratégias de melhoria relacionadas à gestão de pessoas. Para isso, utilizou-se a metodologia de clusterização que, segundo Hair et al. (2006), é o agrupamento automático de dados conforme seu grau de semelhança.

O presente artigo, além dessa introdução, está organizado da seguinte forma: a primeira seção aborda revisão da literatura sobre gestão estratégica de pessoas, *people analytics*, aplicações de *people analytics* e *data mining* no contexto de gestão de pessoas. Na seção 3, são apresentados os procedimentos metodológicos, e em sequência, na seção 4, a apresentação dos resultados e discussões. Na seção 5 apresenta-se as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Apresenta-se nesta seção a revisão de literatura sobre os assuntos abordados no presente estudo. A estrutura está organizada em quatro subseções: gestão estratégica de pessoas, *people analytics*, aplicações de *people analytics* e técnicas de *data mining*.

2.1 Gestão estratégica de pessoas

Gestão de pessoas é definida por Dutra (2002) como um conjunto de diretrizes que visa a combinação das expectativas da organização e das pessoas nela inserida para que ambas as partes possam atendê-las no decorrer do tempo.

O surgimento de uma área especializada na gestão dos funcionários das organizações ocorreu em decorrência de profundas mudanças ocorridas ao longo do tempo. Os avanços da tecnologia, a expansão das organizações, o surgimento dos sindicatos e a preocupação em atender os requisitos legais são exemplos dessas mudanças. O setor, que originalmente era caracterizado como um mal necessário nas organizações, sendo desvalorizado pela interpretação errônea de tarefas meramente operacionais, ganhou outros contornos nas últimas décadas (IVANCEVICH, 2008).

Os avanços tecnológicos potencializaram a produtividade nas operações das empresas, o que acarretou na mudança do perfil do colaborador. Atualmente, é necessário que o mesmo exerça um papel mais atuante e esteja preparado para trabalhar com processos mais complexos. Este novo cenário exigiu uma transformação no foco das organizações, colocando o capital humano como fator fundamental para a melhoria dos processos produtivos e capacidade de responder mais rapidamente às mudanças de mercado. Dessa forma, é neste contexto que a gestão de pessoas vem se tornando estratégica (COSTA, 2002).

A principal diferença entre o modelo de gestão operacional e estratégico é seu direcionamento. A visão operacional é voltada para os processos de rotina do setor de recursos humanos e assume uma postura isolada em relação aos demais setores. Já na perspectiva estratégica, o foco está na geração de valor para os negócios da organização e um maior envolvimento entre os funcionários e os setores (JESSEN-ERIKSEN, 2016). As equipes passam a assumir responsabilidades mais articuladas e fundamentais orientadas aos negócios (GIL, 2009).

A figura 1 sintetiza as principais diferenças relativas aos responsáveis, objetivos, papel principal, visão temporal, controle, cultura, ênfase e responsabilidade evidenciadas entre a gestão tradicional e estratégica de recursos humanos.

Figura 1 - Características da Gestão Estratégica e Tradicional de Recursos Humanos

	Gestão Tradicional de RH	Gestão Estratégica de RH
Responsável pela gestão e pelos recursos humanos	Especialistas	Gestores de linha
Objetivo	Melhor desempenho	Melhor conhecimento e uso estratégico dos ativos humanos
Papel da área de RH	Responder às necessidades	Liderar, inspirar e compreender
Visão temporal	Resultados de curto prazo	Resultados de curto, médio e longo prazos
Controle	Normas, políticas, poder da posição	Flexível, baseado nos recursos humanos
Cultura	Burocrática, descendente, centralizada	Aberta, participativa, delegação de poder
Ênfase	Cumprimento das normas	Desenvolvimento das pessoas
Responsabilidade	Centros de custo	Investimento nos ativos humanos

Fonte: Ivancevich (2008).

Deste modo, o sistema estratégico de gestão de pessoas deve permitir a adaptação das práticas dos recursos humanos, o conhecimento e comportamento dos colaboradores conforme suas estratégias organizacionais. E ainda, promover o desenvolvimento de uma capacidade organizacional dinâmica e flexível, capaz de reagir às necessidades imediatas da organização e gerar respostas ágeis às mudanças do mercado e das próprias estratégias pré-definidas. (PABLOS; LYTRAS, 2008). É fundamental que o planejamento estratégico de recursos humanos seja parte integrante do planejamento estratégico da organização, de maneira que ambos estejam plenamente alinhados (CHIAVENATO, 2010).

No mundo corporativo extremamente competitivo e globalizado no qual as organizações estão inseridas atualmente é exigido mais dos colaboradores e executivos. A concorrência em busca de novos talentos alcançou um novo patamar, o volume de negócios está aumentando e o engajamento dos funcionários está estagnado. Os colaboradores passaram a desempenhar um papel crucial para o desempenho dos negócios e por essa razão as empresas que nunca tiveram a necessidade de entender com precisão o que é necessário para recrutar, reter e motivar os funcionários e que sempre baseavam suas decisões na intuição foram forçadas a começar a utilizar a análise de dados para direcionar as decisões sobre a gestão de pessoas (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010).

As tecnologias utilizadas para auxiliar nessas análises e nas tarefas de rotina como recrutamento, avaliação de desempenho, treinamento tem como objetivo o ganho de eficácia operacional, redução de custos, aumento da confiabilidade e dinamismo aos processos (FREITAS; JABOUR, 2010).

A transformação da gestão de pessoas caminha junto a transformação e evolução dos negócios, por esse motivo, os líderes corporativos estão cada vez mais adotando a análise da força de trabalho como ferramentas estratégicas essenciais, como o caso do uso do *Business Analytics* na gestão de pessoas (ECCLES; SERAFEIM; XIN LI, 2012).

2.2 People Analytics

Em uma sociedade cada vez mais digitalizada, o uso de dados tem assumido um papel relevante. Técnicas para análises de dados têm sido utilizadas para diversas finalidades como entender fenômenos sociais, adequar o marketing ao consumidor e prever o comportamento do eleitor (RAGUSEO, 2018). Dessa forma, sabe-se que apenas ter os dados disponíveis não é suficiente. É necessário que eles sejam utilizados de forma eficaz para impulsionar e otimizar

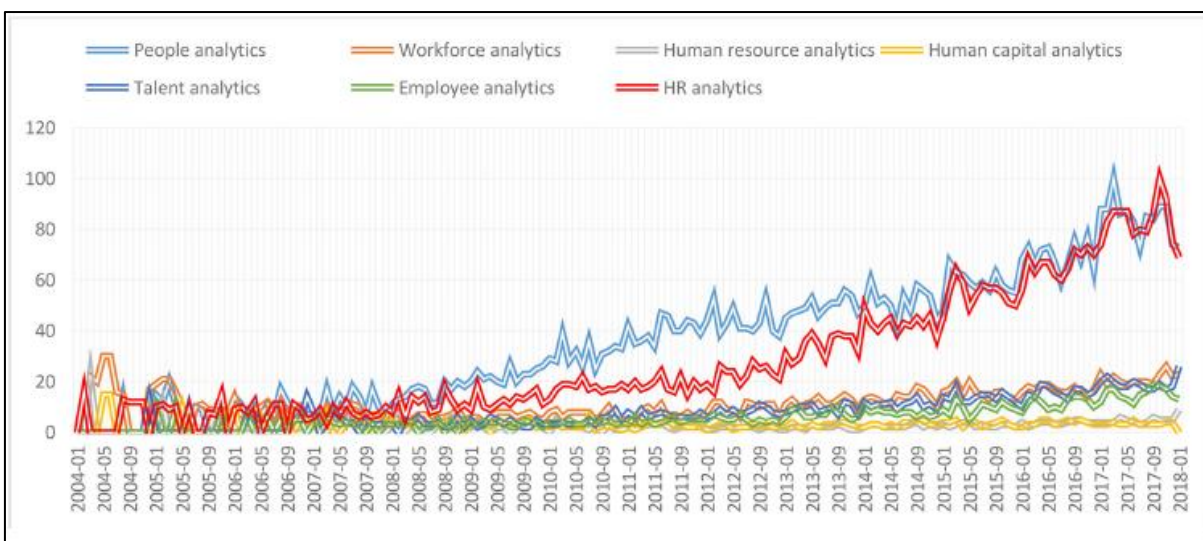
as organizações (ISSON; HARRIOTT, 2016).

A tecnologia disponível torna a captação e tratamento desses dados possível e dessa forma o trabalho mais eficiente. Entretanto, os softwares utilizados são apenas ferramentas e não soluções. São necessárias análises acerca dos dados para que seja possível obter respostas. O setor de recursos humanos foi um dos últimos a adotar um modelo estratégico de gerenciamento e a utilizar tais ferramentas para que as decisões relacionadas ao capital humano saiam da visão míope do setor e passem a ser orientadas ao negócio (JAC FITZ-ENZ, 2010).

Neste contexto, o interesse por termos relacionados a *people analytics* aumentou consideravelmente nos últimos anos. Tursunbayeva, Stefano e Pagliaria (2018) realizaram um estudo para entender as tendências do tema em pesquisas online desde 2004, e para tanto, definiram 7 palavras chaves: *People Analytics*, *Human Resources Analytics*, *HR analytics*, *Human Capital Analytics*, *Talent Analytics*, *Workforce analytics* e *Employee Analytics*. Os pesquisadores utilizaram como ferramenta o Google Trends, cuja função consiste em fornecer insights sobre o comportamento de pesquisa dos usuários na Internet.

Observa-se na figura 2 que entre os termos pesquisados, *HR Analytics* e *People Analytics* são considerados os mais relevantes (TURSUNBAYEVA; STEFANO; PAGLIARIA, 2018).

Figura 2 - Utilização de palavras-chaves relacionadas ao *people analytics* no Google Trends.



Fonte: Tursunbayeva, Stefano e Pagliaria (2018).

Segundo Isson e Harriott (2016), o interesse neste tema tem aumentado devido a fatores como os impactos da tecnologia digital no mercado de trabalho, a diminuição da estabilidade e da lealdade dos funcionários, a globalização da economia, o aumento da concorrência por funcionários considerados “talentos”, a pressão sob o setor de recursos humanos, entre outros.

Além disso, as práticas atuais de decisão no que tange a gestão de pessoas dependem de fatores como experiência humana, conhecimento, preferência e julgamento. Como consequência pode-se gerar inconsistências e desigualdades no processo de tomada de decisão (JANTAN; HANDAN; OTHMAN, 2009).

Diante disto, pode-se afirmar que o *People Analytics* é um campo relativamente novo, capaz de impactar positivamente organizações de forma muito mais eficaz do que relatórios e análises tradicionais de recursos humanos (ISSON; HARRIOTT, 2016).

2.2.1 Aplicações do *people analytics*

Muitas organizações têm utilizado o *analytics* para aumentar sua competitividade no mercado. Segundo Waber (2013), empresas que utilizam dados para tomada de decisão apontam resultados 5% melhores que outras. Assim, ao utilizar o *people analytics*, tais organizações reconhecem que seu desempenho futuro está totalmente relacionado com a capacidade e a motivação de seus colaboradores (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010).

Em busca de novas vantagens frente à concorrência, a Google, empresa referência mundial em tecnologia foi uma das pioneiras a utilizar o *people analytics*. O laboratório de pessoas e inovação denominado “*The Pi-Lab*” e também o “*Oxygen Project*”, estão entre os projetos da empresa relacionados ao tema (SHRIVASTAVA; NAGDEV; RAJESH, 2018).

Conforme afirmam Momim e Mishra (2017), “*The Pi-Lab*” consiste em um grupo de *analytics* composto por cientistas sociais que buscam resolver problemas e questões que requerem uma análise rigorosa. Sua missão é transformar as práticas tradicionais por meio do desenvolvimento de pesquisas inovadoras.

Já o “*Oxygen Project*” foi um dos projetos entregues por este grupo, cujo nome surgiu da ideia de que a organização se mantém “viva” quando gerenciada por bons líderes. O objetivo principal era determinar quais atributos um bom gestor deve ter e, para isso, a equipe analisou alguns dados como o desempenho dos liderados e o resultado de pesquisas respondidas pelos colaboradores. Posteriormente, dividiu-se os líderes em quatro grupos conforme sua pontuação para a realização de entrevistas visando identificar as melhores práticas (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010).

Como resultado, identificou-se comportamentos comuns em bons gestores: capacidade de desenvolvimento de sua equipe, empoderamento do time e comunicação. Além disso, um bom líder também deve ter uma visão estratégica, auxiliar o desenvolvimento da carreira dos seus liderados e possuir habilidades técnicas que possam contribuir e assistir a equipe quando necessário (SHRIVASTAVA; NAGDEV; RAJESH, 2018).

Shrivastava, Nagdev e Rajesh (2018) também afirmam que com o resultado da pesquisa foi possível entender como os colaboradores esperam ser liderados e fornecer informações sobre as regras e responsabilidades que um gestor deve ter. Inclusive, todos os *insights* fornecidos pela pesquisa foram incorporados aos treinamentos e programas de desenvolvimento dos empregados.

Waber (2013) acredita que o *people analytics* tem potencial para ser uma ferramenta organizacional transformadora com diversas aplicabilidades dentro de uma empresa. Uma das aplicações é a identificação da previsão de tendência de compra do consumidor baseado na análise do seu comportamento.

Uma das maiores empresas de jogos e cassinos dos Estados Unidos investiu em estratégias para conhecer seus clientes. A Harrah’s Entertainment opera 21 cassinos em 17 cidades no país e diante do mercado cada vez mais competitivo, uma das estratégias adotadas pelos líderes da Harrah’s foi a criação de um cartão fidelidade, onde objetivava-se acompanhar os comportamentos do cliente e tomar decisões baseadas em dados (LAL, 2014).

A organização também utiliza dados para obter *insights*, direcionar os colaboradores certos para as posições certas e criar modelos para calcular a quantidade ideal de colaboradores necessários para atender os clientes. Um dos projetos desenvolvidos no tema foi a utilização do *analytics* para entender a relação entre os programas de saúde e bem-estar no engajamento dos colaboradores e no resultado financeiro da empresa (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010).

Davenport, Harris e Shapiro (2010) explicam também que devido ao programa, as visitas de cuidados preventivos às clínicas localizadas em sua planta aumentaram, diminuindo os custos de cuidados urgentes em milhões de dólares. E, como a empresa entende a relação entre o engajamento dos funcionários e a receita, também foi possível avaliar o programa de acordo com a contribuição na receita.

Visando aumentar a vantagem competitiva, as empresas líderes tendem a utilizar métodos robustos para analisar dados de funcionários e de negócios com cada vez mais frequência (ISSON; HARRIOTT, 2016). A Dow Chemical Company, por exemplo, é uma empresa multinacional sediada em Michigan, Estados Unidos. A empresa oferece diversos tipos de produtos, entre eles químicos e agropecuários, e soluções com base tecnológica. Seus clientes de diversos setores como eletrônicos, energia e agricultura estão em aproximadamente 160 países. A Dow emprega em média 50.000 pessoas e registrou vendas anuais de US \$ 53,7 bilhões em 2010 (ECCLES; SERAFEIM; XIN LI, 2012).

Durante a última década, a Dow Chemical Company foi uma das empresas a desenvolver estudos e aplicar o *analytics* para planejar a sua mão de obra. Devido à volatilidade das indústrias químicas, a Dow explorou dados históricos de 40.000 funcionários a fim de criar estratégias de planejamento de sua mão de obra de forma mais quantitativa e de longo prazo (ISSON; HARRIOTT, 2016).

Isson e Harriott (2016) afirmam ainda que a empresa explorou três anos de dados históricos visando prever taxas de promoção, transferências internas e ofertas de mão de obra. Posteriormente, criou-se uma ferramenta de modelagem denominada “*Dow Strategic Staffing Simulator*” para planejar as necessidades de mão de obra em relação à disponibilidade de recursos com três de antecedência.

Por meio da segmentação em cinco grupos etários e 10 grupos de nível de emprego, a ferramenta calcula a quantidade de pessoas necessárias no futuro para cada segmento e para cada unidade de negócio com base nas séries históricas. Essas previsões foram agregadas para que toda a mão de obra necessária na organização fosse projetada (DAVENPORT; HARRIS; SHAPIRO, 2010).

Dessa forma, a empresa foi capaz de elaborar possíveis cenários alterando hipóteses baseadas em variáveis internas e externas, como promoções de equipes e considerações políticas e legais. A partir desse estudo, o departamento de RH se tornou capaz de planejar eventualidades, como por exemplo, mudanças na meta de quantidade de colaboradores e fechamento de instalações devido à volatilidade da indústria química (ISSON; HARRIOTT, 2016).

2.2.2 Técnicas de data mining aplicadas à gestão de pessoas

Denominou-se as últimas décadas como “a era da informação”, em que um alto volume de dados é produzido continuamente dentro das organizações. Em virtude disso, fez-se necessário o desenvolvimento de ferramentas capazes de extrair as informações valiosas para transformá-las em conhecimento útil e organizado. Esta necessidade levou ao nascimento da mineração de dados (HAN; KAMBER; PEI, 2012).

A mineração de dados (ou *data mining*) é responsável por buscar relações intrínsecas em um grande conjunto de dados, realizar agrupamentos automáticos dos mesmos segundo seu grau de semelhança e afinidades de funções (KING, 2013). Padrões fortes, se encontrados, podem auxiliar as organizações na elaboração de previsões mais precisas acerca dos dados futuros (WITTEN; FRAN, 2005).

Alguns padrões encontrados podem revelar informações importantes, que não seriam evidenciadas utilizando apenas dados individuais. O mecanismo de pesquisa da empresa Google, por exemplo, desenvolveu uma ferramenta capaz de determinar o valor aproximado do número de pessoas atingidas pela gripe. A ferramenta identifica um padrão ao agregar dados referentes ao número de pesquisas relacionadas à gripe e a quantidade de pessoas com sintomas da doença (DUKIC; LOPES; POLSON, 2009).

Outro exemplo de aplicação da técnica é apresentado por Goldschmidt e Passos (2005), que desenvolveram junto ao PRODERJ – Centro de Tecnologia da Informação e Comunicação do Estado do Rio de Janeiro, um projeto cujo objetivo era auxiliar moradores de rua no processo

de reintegração. O projeto consistiu em uma análise de uma base de dados contendo informações sobre moradores de rua, incluindo sua reintegração ou não à sociedade. A meta era caracterizar o perfil dessas pessoas para auxiliar num processo de triagem e posteriormente, direcioná-las ao programa social de reintegração mais adequado.

Dessa forma, as técnicas de mineração de dados têm sido amplamente aplicadas em diversas áreas e apresentaram excelentes resultados. Tais técnicas contribuíram também para que computadores deixassem de apenas armazenar passivamente os dados ou somente coletá-los para auxiliar os usuários a extrair informações importantes em grandes quantidades de dados e utilizá-los para análises ou previsões (CHIEN; CHAN, 2008).

De fato, essa grande quantidade de dados, incluindo dados de pessoal, podem contribuir consideravelmente para a descoberta de conhecimento e o suporte a decisões. Entretanto, mesmo diante de tais vantagens, poucas pesquisas foram realizadas em gestão de recursos humanos (CHIEN; CHAN, 2008).

Conforme afirma Boudreau (2017), gerenciar dados relacionados à gestão de pessoas é essencial para o sucesso das organizações. Nesse contexto, Jantan, Handan e Othman (2009) apresentaram um estudo nesta área cujo objetivo era aprimorar o processo de gerenciamento de talentos para que pessoas com as habilidades mais apropriadas fossem alocadas no lugar e no momento certo. Para isso, utilizaram técnicas de *data mining* para descobrir os padrões e regras relacionadas ao desempenho de funcionários considerados talentos. A partir das regras e padrões gerados, criou-se um modelo de previsão relacionados ao desempenho de talentos na organização.

Jantan, Handan e Othman (2009) afirmam ainda que técnicas de *data mining* podem ser utilizadas em muitas atividades de gestão de recursos humanos como recrutamento e seleção de novos funcionários, adequação de pessoas as atividades certas, desenvolvimento de planos de carreira e formação e criação de modelos de previsão de desempenho de funcionários.

3 METODOLOGIA

O presente trabalho foi desenvolvido em uma empresa brasileira de transporte e logística, presente em dois países e em doze estados brasileiros. Seu principal objetivo foi identificar padrões de características em um conjunto de dados de motoristas responsáveis por estacionar veículos nos pátios da empresa e propor melhores práticas relacionadas à gestão de pessoas.

Adotou-se no estudo pesquisa descritiva, que segundo Jung (2004) é um processo que descreve a relação entre as variáveis e os fenômenos por meio do levantamento e análise de tais variáveis. Quanto a abordagem, empregou-se a quantitativa que utiliza a linguagem matemática como meio de relacionar variáveis e entender as causas de fenômenos. (FONSECA, 2002).

A investigação foi realizada por meio da análise das seguintes variáveis oriundas do sistema de gestão integrada - ERP da empresa: tempo de empresa, idade, média de veículos movimentados que é a variável utilizada para aferição da produtividade, horas extras, quantidade de dependentes, escolaridade, tempo de habilitação e absenteísmo. Tais dados são considerados secundários, pois são dados já existentes e não foram prospectados exclusivamente para este trabalho. Foram utilizados os dados referentes ao período de janeiro a dezembro de 2018, provenientes de uma amostra de 85 motoristas lotados no estado de Minas Gerais, em uma população de 249 motoristas presentes em outros três estados.

Aplicou-se a esta base de dados as técnicas de normalização e padronização para mitigar problemas na análise, devido a existência de variáveis de diferentes escalas. A técnica de normalização consiste em subtrair a média de cada valor e depois dividi-la pelo desvio padrão para identificar o Z-score. Já a padronização corresponde na subtração do valor do dado de cada indivíduo pelo menor valor da amostra e dividido pela subtração do maior e menor valor do conjunto de dados, em que os valores encontrados estarão entre 0 e 1.

Empregou-se aos dados uma técnica de *data mining* denominada clusterização (ou análise de agrupamentos), que visa a identificação e classificação de variáveis em diferentes conjuntos de acordo com a características especificadas por indicadores de semelhança. Para calcular o nível de similaridade entre as variáveis foi utilizada uma expressão algébrica que obtém como resultado a distância euclidiana entre as unidades analisadas. Quanto menor a distância entre os objetos, maior a similaridade (OLIVEIRA; BEZERRA; SILVA, 2013).

Em geral, a técnica de análise de agrupamentos pode ser realizada utilizando dois algoritmos classificados como hierárquicos e não hierárquicos. Os procedimentos hierárquicos formam uma hierarquia de combinações entre os elementos, sendo dividido em dois tipos: aglomerativos, que cada objeto ou observação inicia agrupamentos isolados, e divisivos, que inicia com apenas um grande agrupamento e é fracionado sucessivamente até cada observação ou objeto ser isolado em somente um agrupamento. Por sua vez, os procedimentos não hierárquicos consistem na atribuição de objetos a agrupamentos onde o número de grupos tenha sido previamente especificado (HAIR et al. 2006).

Os procedimentos não hierárquicos são mais vantajosos que os hierárquicos quando se pretende analisar conjuntos grandes de dados, pois os cálculos de similaridade são feitos somente entre cada observação e os centroides do agrupamento, e não entre todos os dados. Outra justificava é que os resultados são menos vulneráveis a *outliers*, à medida de distância utilizada e a inserção de variáveis que não são adequadas ou necessárias à análise (HAIR et al. 2006).

Utilizando o *software R* (pacote *cluster*) aplicou-se aos dados a técnica não hierárquica de clusterização *k-means* que, por meio da minimização da distância dos elementos a um conjunto de *k* centros, realiza a formação dos *clusters* de forma iterativa (PIMENTEL; VILMA; OMAR, 2003). Foi considerado o intervalo entre 2 e 10 como valores de *k* para as bases normalizadas e padronizadas.

Posteriormente, a métrica *Sillhouette Index* foi utilizada para avaliar a qualidade dos agrupamentos. Segundo Rousseeuw (1987), o *Sillhouette Index* auxilia na definição de um número ótimo de clusters onde para cada objeto representado por um valor *i* calcula-se o *SI*. Onde *a(i)* é distância média comparada ao grupo em que está inserido e *b(i)* é a distância média comparada ao grupo mais próximo. Quanto mais próximo de 1, mais adequada a sua alocação.

A próxima etapa foi a interpretação e discussão dos resultados obtidos. O estudo forneceu embasamento para esta etapa que é considerada experimental, por meio da qual o entendimento entre a relação e os padrões das variáveis e indivíduos foi o principal objetivo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Para o presente estudo foram utilizados os dados de janeiro a dezembro de 2018 provenientes de uma amostra de 85 motoristas, composto pelas seguintes variáveis: escolaridade, tempo de empresa, idade, número de dependentes, média veículos movimentados, horas extras e tempo de habilitação. A variável escolaridade foi parametrizada em formato numérico para que a técnica pudesse ser aplicada (Quadro 1).

Quadro 1 - Variáveis a serem utilizadas na técnica de clusterização

Continua

Nome da variável	Significado	Unidade de medida
Escolaridade	Refere-se ao grau de instrução que determinado indivíduo possui, indicando as etapas de estudo que foram iniciadas ou concluídas. Graus de instrução classificados de 1 a 7.	-

Continuação

Tempo de Empresa (Temp_de_Empresa)	Refere-se ao período entre a data de admissão do colaborador na empresa e a última data utilizada na análise, ou data de demissão, quando houver.	Anos
Idade	Representa a idade do colaborador	Anos
Número de Dependentes (N_de_Dependentes)	Indivíduos declarados como dependentes pelo colaborador.	-
Média de veículos movimentados (Media_Veic_Mov)	Refere-se a produtividade do colaborador na operação, isto é, a quantidade média de veículos que o colaborador movimenta nos pátios.	Veículos
Horas Extras (Horas_Ext)	Representa a soma das horas extras realizadas em 2018.	Horas
Tempo de Habilitação (Temp_Hab)	Refere-se ao período entre a data da 1ª habilitação e última data utilizada na análise.	Anos
Absenteísmo (ABS)	Refere-se a soma dos períodos de ausência do colaborador	Horas

Fonte: Elaborado pelos autores.

As variáveis que possuem características semelhantes entre si são identificadas por meio do índice de correlação. Em casos em que há duas ou mais variáveis com alta correlação, isto é, com valores de correlação próximos de 1, pode-se considerar apenas uma entre elas pois sua retirada não implicará em mudanças significativas nos agrupamentos. As variáveis tempo de habilitação e idade obtiveram o maior valor de correlação, entretanto não serão retiradas, pois representam informações relevantes para o estudo (Figura 3).

Figura 3 - Correlação entre as variáveis.

	Escolaridade	Tempo de Empresa	Idade	Nº Dependentes	Med Veic Mov.	Horas Extras	Tempo Habilit.	Absenteísmo
Escolaridade	1	-0,09	-0,21	-0,1	-0,18	-0,11	-0,11	-0,1
Tempo de Empresa	-0,09	1	0,52	0,04	-0,18	0,14	0,54	-0,1
Idade	-0,21	0,52	1	0,34	0,07	0,01	0,57	-0,1
Nº Dependentes	-0,1	0,04	0,34	1	-0,11	-0,07	0,12	-0,14
Med Veic Mov.	-0,18	-0,18	0,07	-0,11	1	-0,02	-0,04	-0,04
Horas Extras	-0,11	0,14	-0,12	-0,07	0,01	1	0,05	-0,24
Tempo Habilit.	-0,11	0,54	0,57	0,12	-0,04	0,01	1	0,01
Absenteísmo	-0,1	-0,1	0,01	-0,14	0,01	-0,24	0,01	1

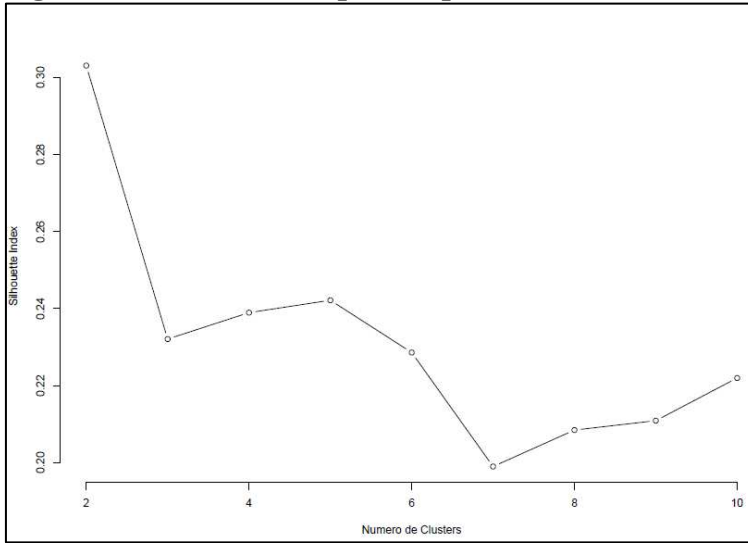
Fonte: Dados da Pesquisa (2019).

Após a análise da correlação entre as variáveis, aplicou-se as técnicas de normalização e padronização aos dados. As bases padronizadas e normalizadas foram submetidas a rodadas de clusterização no pacote cluster do *software* R, considerando a retirada de variáveis e números de *cluster* entre 2 e 10. Para medir a qualidade dos agrupamentos formados, utilizou-se o *Sillhouette Index*.

Os dados padronizados obtiveram melhor desempenho quando comparado aos normalizados, isto é, apresentaram maior valor de *SI*. Além disso, optou-se pela retirada das variáveis “número de dependentes” e “escolaridade”, pois apresentaram pouca variação entre os indivíduos da amostra, e logo, entre os grupos formados. Em seguida, conforme valor de *SI*

definiu-se a formação de dois clusters (Figura 4).

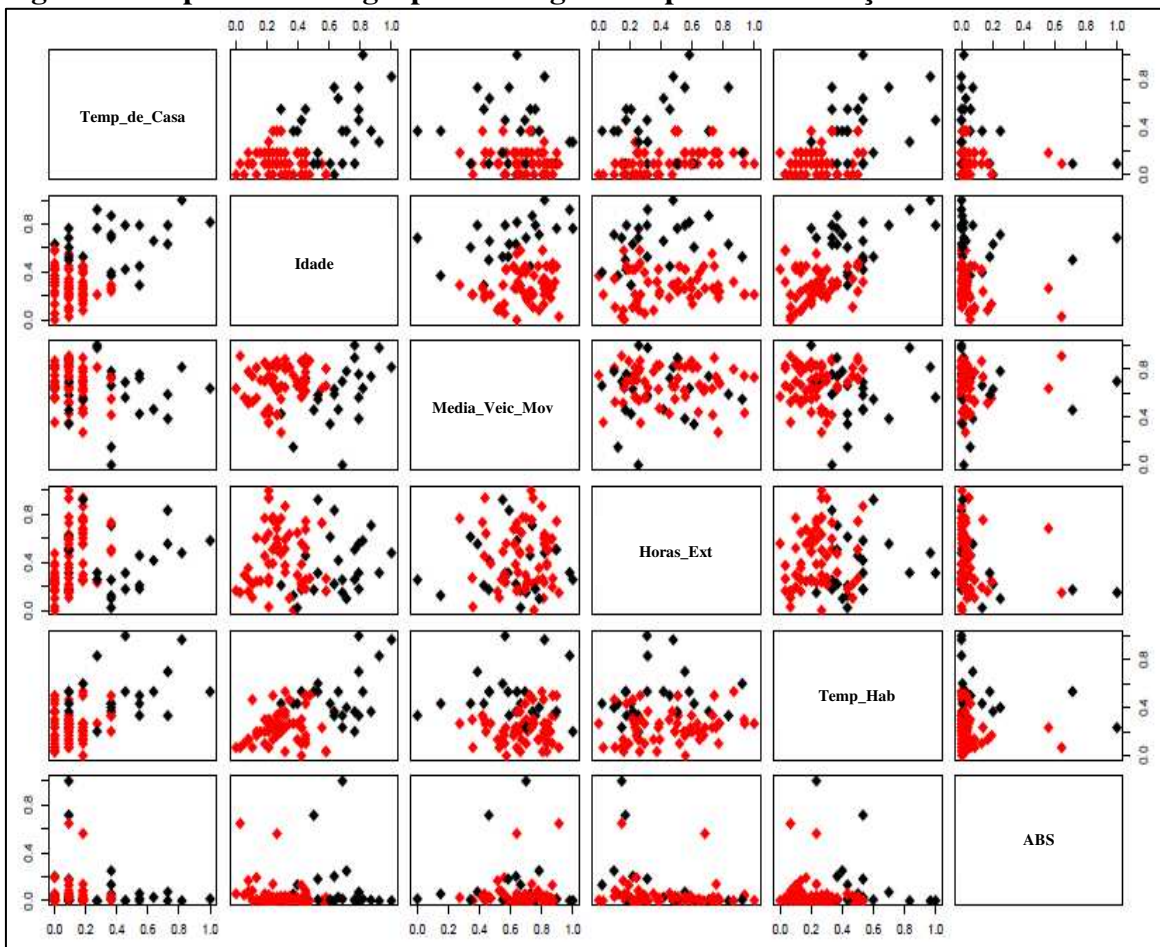
Figura 4 - Valores de SI para a quantidade de clusters do arranjo



Fonte: Dados da pesquisa (2019).

A figura 5 apresenta os dois agrupamentos gerados na clusterização, representados pelas cores vermelha e preta.

Figura 5: Dispersões dos agrupamentos gerados pela clusterização



Fonte: Dados da pesquisa (2019).

O grupo 1, apresentado na cor preta, é formado em sua maioria por motoristas mais velhos, com mais tempo de empresa e de habilitação, menor quantidade de veículos movimentados, que realizaram menor quantidade de horas extras e registraram mais ausências no trabalho.

Já o grupo 2, caracterizado pela cor vermelha, é composto, em geral, por funcionários mais jovens, com menos tempo de empresa e de habilitação, que realizaram mais horas extras e têm desempenho superior na movimentação de carros quando comparado ao grupo 1. Além disso, os colaboradores do grupo 2 possuem menos registros de ausências no trabalho.

Foi constatado que o grupo 2, composto por motoristas com menos tempo de habilitação e de empresa, apresentou desempenho superior ao grupo 1. Uma possível justificativa é quantidade de horas disponíveis entre os dois grupos, visto que o grupo 2 ausenta-se mais do trabalho e realiza menos horas extras.

De acordo com a base de dados, tais ausências são causadas, em sua maioria, por afastamentos por motivos de saúde. Godoy (2002) afirma que funcionários que trabalham em áreas operacionais estão mais sujeitos a ambientes e condições insalubres quando comparados àqueles em cargos de nível gerencial. Estes, por sua vez, estão mais susceptíveis ao estresse e outras formas de tensão emocional.

Em relação às variáveis absenteísmo e idade, a literatura apresenta uma relação positiva entre as ausências causadas por afastamentos médicos e a idade, conforme caracterizado no grupo 1. Brenner *et al.* (2000) e Vahtera *et al.* (2001) observaram em seus estudos sobre o tema que o aumento da idade aumenta o risco de absenteísmo.

Quanto às variáveis absenteísmo e tempo de empresa, assim como características apresentadas no presente trabalho pelo grupo 1, estudos realizados por Silva, Pinheiro e Sakurai (2008) sobre o perfil do absenteísmo dos trabalhadores de um banco estatal apresentaram maior concentração de afastamentos em indivíduos com mais tempo de empresa. Além disso, em ambos os estudos os funcionários de maior faixa etária normalmente possuíam também mais tempo de atividade na empresa.

Observa-se também que as características encontradas nos motoristas do grupo 2, isto é, colaboradores mais novos, com menos tempo de empresa e que realizam mais horas extras, também estão relacionadas entre si, conforme perfil encontrado em um estudo realizado por Todeschini, Rodrigues e Anzanello (2016) em um grupo de empresas brasileiras de grande porte atuante em diversos setores, entre eles, comunicações e tecnologia da informação.

Em relação à variável horas extras, os resultados encontrados no presente estudo sugerem uma quantidade elevada, principalmente no grupo 2, quando consideradas as novas diretrizes adotadas pela alta administração da empresa, cujo objetivo é a redução de custos com horas extras.

Quadro 2 - Resumo da relação entre as características encontradas nos grupos formados

Continua

Variáveis	Autores	Literatura
Absenteísmo e Idade	Grupo 1 apresenta colaboradores mais velhos, com maior índice de absenteísmo.	Brenner et al. (2000) e Vahtera et al. (2001) observaram que o aumento da idade aumenta o risco de absenteísmo. Os estudos foram realizados respectivamente em trabalhadores da indústria civil na Irlanda e em cinco cidades localizadas na Finlândia.

Absenteísmo e tempo de empresa	Grupo 1 retrata colaboradores com mais tempo de empresa e maior índice de absenteísmo.	Silva, Pinheiro e Sakurai (2008) observaram em um estudo sobre o perfil do absenteísmo dos trabalhadores de um banco estatal que há maior concentração de afastamentos em indivíduos com mais tempo de empresa.
Idade e tempo de empresa	Grupo 1 é composto por colaboradores de maior faixa etária e mais tempo de empresa.	Silva, Pinheiro e Sakurai (2008) também apresentam uma relação positiva entre indivíduos de maior faixa etária e com mais tempo de atividade na empresa.
Idade, tempo de empresa e quantidade de horas extras	Grupo 2 composto por indivíduos mais novos, com menos tempo de empresa e que realizam mais horas extras.	Todeschini, Rodrigues e Anzanello (2016) apresentam em seus estudos realizados em um grupo de empresas de grande porte um perfil que relaciona as variáveis idade, tempo de empresa e quantidade de horas extras de forma semelhante ao encontro no presente artigo.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Assim, diante dos padrões de características encontrados nos grupos, é necessário o envolvimento dos líderes para que boas práticas de gestão sejam implantadas. Uma boa gestão é essencial no gerenciamento do capital humano pois ela é responsável por alinhar os indivíduos em prol dos objetivos da empresa, desenvolvendo e incentivando o engajamento dos colaboradores.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo teve como objetivo responder de que forma o *people analytics* pode gerar insights para a promoção de uma gestão de pessoas mais estratégica, considerando um conjunto restrito de dados. Diante disso, foram propostas práticas mais direcionadas conforme os perfis encontrados levantados e três pontos principais foram levantados: o absenteísmo, o número de horas extras e a produtividade.

Para tratar das ausências ao trabalho, uma boa iniciativa é o estabelecimento de políticas de reconhecimento. A falta de reconhecimento pode levar um profissional a ficar desmotivado, com baixa produtividade e ainda faltar no trabalho. Algumas empresas já adotaram essas políticas e para que elas tenham sucesso a organização precisa primeiro entender quais as necessidades do seu quadro de equipe e sua percepção de valor. Essas recompensas podem vir por meio de bonificação por meta alcançada, dias de folga, cestas básicas, viagens, entre outros.

Outra prática sugerida é promoção da qualidade de vida na empresa, seja por meio de palestras voltadas a saúde e ao bem-estar, incentivo a pratica de atividades físicas e a uma alimentação mais saudável, a realização de ginásticas laborais na própria em empresa com determinada periodicidade e ainda investimento em programas de benefícios que estimulem uma vida mais saudável. Práticas como essas podem, além de reduzir os afastamentos, engajar mais os funcionários pois promovem a sensação de valorização no colaborador.

Com o intuito de reduzir o número de horas extras, propõe-se estudos de melhoria nos processos que possam direcionar qual a sua causa raiz, como por exemplo, o dimensionamento do quadro de funcionários, a definição de prazos coesos para atendimento de demanda dos clientes, a gestão da equipe, entre outros. A própria redução do absenteísmo já pode colaborar na redução dessas horas extras, uma vez que menos afastamentos geralmente implica em maior produtividade no horário de trabalho estabelecido.

Tendo em vista o menor desempenho do grupo 1, sugere-se medidas para empoderar o colaborador quanto a sua produção, como por exemplo, quadros de gestão à vista que podem auxiliar no controle de metas, melhorar o engajamento dos colaboradores e facilitar a tomada de decisão.

Quanto ao perfil encontrado no grupo 2, sugere-se conforme estudos realizados por Todeschini, Rodrigues e Anzanello (2016), a criação de programas de *mentoring*. Esta proposta visa desenvolver tais colaboradores uma vez que em ambos os trabalhos encontra-se um grupo composto por colaboradores com características mais juniores.

Quadro 3 - Sugestões de atuação conforme características de cada grupo.

Grupo	Característica	Sugestões
Grupo 1	Alto número de absenteísmo	Análise para levantar as causas dos afastamentos; Implantação de políticas de Reconhecimento; Realizar ações que promovam a qualidade de vida dentro da empresa; Investimento em programas de benefícios que estimulem uma vida mais saudável.
Grupo 2	Excesso de horas extras	Estudos de melhoria nos processos; Dimensionamento correto do quadro de funcionários; Definição de prazos coesos para atendimento de demanda dos clientes; Atuar no controle do absenteísmo.
Grupo 2	Menor produtividade	Quadros de gestão a vista; Programas de mentoring.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Para que as ações propostas tenham mais chances de sucesso é indispensável que haja um alto nível de comprometimento dos gestores e envolvimento de todos os funcionários de interesse. É importante ressaltar que a sobrevivência das empresas nesta nova percepção de mercado exige uma sinergia entre os interesses da organização e de seus colaboradores, sendo que a gestão estratégica de pessoas deve buscar maneiras de conciliá-los.

O avanço da tecnologia não é o processo que vai retroceder e por esse motivo as empresas precisam se preparar para as mudanças que são inevitáveis. Uma mudança na forma de pensar será necessária para adaptação das organizações aos novos formatos de negócio. O conhecimento gerado pelo uso do *people analytics* servirá para criar novas formas de organizar as pessoas e melhorar consideravelmente o modo de trabalhar, como também contribuirá para construção de um RH mais estratégico.

Espera-se que o artigo contribua na disseminação do *people analytics* e que as organizações possam se preparar para as mudanças que serão exigidas como por exemplo, uma mão de obra mais especializada para manipulação dos dados será necessária e fora do modelo tradicional encontrado hoje no setor de recursos humanos. É importante que as especificidades dos funcionários sejam levadas em consideração e que os gestores possam aprimorar cada vez mais a maneira de administrar o ativo mais importante da empresa, o capital humano.

6 REFERÊNCIAS

BOUDREAU, John W.; RAMSTAD, Peter M. Talentship and HR Measurement and Analysis: From ROI to Strategic Organizational Change. **Human Resource Planning Society**, Nova York, v. 29, n. 1, p. 25-33, Jan. 2006.

- BRENNER H, AHERN W. Sickness absence and early retirement on health grounds in the construction industry in Ireland. **Occupational and environmental medicine**. v. 57, p. 615-20, Oct. 2000.
- CHIAVENATO, Idalberto. **Gestão de Pessoas**. 2 ed. São Paulo: Elsevier, 2005.
- DAVENPORT, Thomas; HARRIS, Jeanne; SHAPIRO, Jeremy. Competing on Talent Analytics. **Harvard Business Review**, v. 88, n. 10, p. 1-6, Oct. 2010.
- DUBRIN, Andrew J. **Fundamentos do comportamento organizacional**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2003.
- DUTRA, Joel Souza. **Gestão por competências: Um modelo avançado para o gerenciamento de pessoas**. 8 ed. São Paulo: Editora Gente, 2001.
- ECCLES, Robert G.; SERAFEIM, George; XIN LI, Shelley. Dow Chemical: Innovating for Sustainability. **Harvard Business School**, case 112-064, Jan. 2012.
- FAYYAD, U. M. et al. Data mining to knowledge discovery in Databases. **AI Magazine**, p.1-34, 1996.
- FITZ-ENZ, Jac. **The New HR Analytics: Predicting the Economic Value of Your Company's Human Capital Investments**. Amacom Div American Mgmt Assn. Copyright. 2010.
- GODOY, S. Absenteísmo — doença entre funcionários de um Hospital Universitário. **Revista Brasileira de Saúde Ocupacional (RBSO)**, v. 27, n.103-4, p. 33-48, 2002.
- GOERCK, Caroline. Capitalismo e as Transformações no Processo de Trabalho. **Revista Capital Científico Eletrônica**, v. 7, n. 1, p. 11-20, Out. 2010.
- GOLDSCHMIDT, Ronaldo; PASSOS, Emmanuel. **Data mining: um guia prático, conceitos, técnicas, ferramentas, orientações e aplicações**. São Paulo: Elsevier, 2005.
- GUIMARÃES, Tomás de Aquino et al. Forecasting core competencies in an R&D environment. **R&D Management Review**, v.31, n.3, p.249-255, Dec. 2001.
- HAIR Joseph F. et al. **Multivariate Data Analysis** ed. 6. Londres: Pearson, 2006.
- HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian. **Data Mining. Concepts and Techniques** ed. 3. Waltham: Morgan Kaufmann, 2012.
- ISSON, Jean Paul; HARRIOTT, Jesse S.; FITZ-ENZ Jac. **People Analytics in the Era of Big Data: Changing the Way You Attract, Acquire, Develop, and Retain Talent**. Hoboken: Wiley, 2016.
- JANTAN, Hamidah; HAMDAN, Abdul Razak; OTHMAN, Zulaiha Ali. Knowledge Discovery Techniques for Talent Forecasting in Human Resource Application. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 50, p. 775-783, Feb. 2009.

JUNG, Carlos Fernando. **Metodologia para pesquisa e desenvolvimento**. São Paulo: Axcel Books, 2004.

KING, Ronald S. **Cluster Analysis and Data Mining: An Introduction**, Nova York: Intl Pub Marketing, 2013.

LEME, Rogério. **Avaliação de desempenho com foco em competência: a base para remuneração por competência**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2006.

LOVEMAN, Gary W. Diamonds in the data mine. **Harvard Business Review**, p. 109–113. Mai 2003.

MINBAEVA, Dana. Human capital analytics: why aren't we there? Introduction to the special issue, **Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance**, v. 4, p. 110-118, Jun. 2017.

OLIVEIRA, Merines Route; BEZERRA, Fernanda Mendas; SILVA, Gerson Henrique. Hierarquização econômica dos municípios da microrregião de Cascavel. **Revista capital científico**, v. 12, n. 3, Abr. 2010.

PEREIRA, R. C. **Funcionário motivado: um bem imensurável**. **R&H**, Artigo, n.4878, 2007.

PISSINELLI, Glaucia Jardim; DUARTE, Leonardo Tomazelli; TOREZZAN, Cristiano. Um modelo de regressão logística múltipla para predição de turnover – Uma aplicação em people analytics. **Simpósio Brasileiro De Pesquisa Operacional**, v.1, p. 136-143, Ago. 2017.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS. Pró-Reitoria de Graduação. Sistema Integrado de Bibliotecas. **Orientações para elaboração de trabalhos científicos**: projeto de pesquisa, teses, dissertações, monografias, relatório entre outros trabalhos acadêmicos, conforme a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT). 3. ed. Belo Horizonte: PUC Minas, 2019. Disponível em: www.pucminas.br/biblioteca. Acesso em: informar a data de acesso. 24 mai. 2019.

RAGUSEO, Elisabetta. Big data technologies: an empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies. **International journal of information management**, v. 38, n. 1, p. 187-195, Out. 2018.

RAJBHAR, Asim Kumar; KHAN, Tarannum; PUSKAR, Sudhakar. A Study on HR Analytics Transforming Human Resource Management, **Journal of Investment and Management**. v. 6, n. 4, Nov. 2017.

RESENDE, Enio. **O livro das competências – desenvolvimento das competências: a melhor autoajuda para pessoas, organizações e sociedade**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

ROUSSEUW Peter J. **Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis**. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol 20, pg 53-65, 1987.

SANTOS, Maria Tereza de Carvalho. **Gestão Estratégica de Pessoas através do**

Human Resources Analytics (HR Analytics). 2017. 39 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Administração.) – Faculdade de Ciências Aplicadas. Universidade Estadual de Campinas. Limeira, 2017

SANTOS, Quevellin A.; SILVA, Thaís O.; MARTINEZ, Maria R. Big Data na Enfermagem: Uma promessa para a gestão de recursos humanos. **Jornada Científica E Tecnológica Do Ifsuldeminas**, Out. 2017.

SHRIVASTAVA, Shweta; NAGDEV, Kritika; RAJESH, Anupama. Redefining HR using people analytics: the case of Google. **Human Resource Management International Digest**, v. 26, n. 2, p. 3-6, Mar. 2018.

SILVA, Luiz Sérgio; PINHEIRO, Tarcísio Márcio Magalhães; SAKURAI, Emília. Perfil do absenteísmo em um banco estatal em Minas Gerais: análise no período de 1998 a 2003. **Ciênc. saúde coletiva**, Rio de Janeiro , v. 13, supl. 2, p. 2049-2058, Dec. 2008 . Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-81232008000900009&lng=en&nrm=iso>. Acesso em: 23 Maio 2019.

SILVA, M. C. M. e. Planejamento estratégico de RH e estratégia da organização. In: BOOG, G. e M.(coord.) Manual de gestão de pessoas e equipes: estratégias e tendências. São Paulo: Gente, 2002.

TODESCHINI, Bruna; et al. Clustering tool usage to align a company strategy to its talent management needs. **EJABM – European Journal of Applied Business Management**, v. 2, n. 2, p. 82-95, Nov. 2016.

TURSUNBAYEVA, Aizhan; DI LAURO, Stefano; PAGLIARI, Claudia. People analytics— A scoping review of conceptual boundaries and value propositions. **International Journal of Information Management**. n. 43, p. 224-247, Ago. 2018.

VAHTERA, J et al. The role of extended weekends in sickness absenteeism. **Occupational and environmental medicine**. v. 58, p. 818-22, Dez. 2001.

WABER, Ben. **People Analytics: How Social Sensing Technology Will Transform Business and What It Tells Us about the Future of Work**. Upper Saddle River: FT Press, 2013.

WITTEN, Ian H.; EIBE, Frank. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. 2 ed. São Francisco: Elsevier, 2005.