

# **Agrupamento de funcionários baseado no Big Five Model em uma franquia de academias**

*Artigo a ser submetido ao periódico Gestão e Produção*

Anderson Bertarello Fernandes – UFRGS – Engenharia de Produção  
[anderson2069@hotmail.com](mailto:anderson2069@hotmail.com)

Michel José Anzanello, PhD - UFRGS – Engenharia de Produção  
[anzanello@producao.ufrgs.br](mailto:anzanello@producao.ufrgs.br)

## **Resumo**

O aumento da concorrência especialmente no setor de serviços faz com que as empresas procurem melhores práticas gerenciais. Nesse contexto, técnicas de clusterização vêm ganhando espaço para identificar ações que se adequem melhor aos perfis dos colaboradores. Além disso, técnicas da Psicologia Pessoal, especialmente a área de análise de personalidade tem ampla aplicação em estudos e empresas. O presente artigo aborda a clusterização por k-means e Fuzzy C-Means, avaliados através do *Silhouette Index* (SI), além da análise de componentes principais das amostras em uma loja de uma franquia de academia. As amostras foram caracterizadas tanto por características sociodemográficas e sua relação com a empresa, bem como seus escores nos testes de personalidade baseados no *Five Factors Model* (FFM). Os resultados indicam a formação dois grupos que se diferenciam especialmente em idade, tempo de empresa, salário e cargo, além de acompanhar os maiores escores no FFM. Os clusters formados foram analisados gerencialmente, possibilitando a proposição de ações para cada grupo.

**Palavras-chave:** Five Factors Model, Clusterização, Análise de Componentes Principais.

## **1. Introdução**

A dinamização da economia brasileira nos últimos anos refletiu em aumento de concorrência, inclusive no setor de *fitness*, o qual se destaca pelo surgimento de novas empresas no mercado. Os indicadores econômicos de Porto Alegre de outubro de 2013, em relação ao de abril do mesmo ano, demonstram a abertura de 28 novos estabelecimentos em relação ao período anterior nesse setor, chegando ao total de 518 (excluídos os informais). Os novos estabelecimentos são representados tanto pela criação de estabelecimentos independentes, bem como pela expansão ou surgimento de novas franquias.

O setor de franquias possui como característica a grande padronização dos seus processos. Dentro desse contexto, a gestão de recursos humanos galga espaço privilegiado nas práticas que levam a resultados satisfatórios, tornando-se diferencial competitivo (SILVA, 2001). Para Liu *et al.* (2007), após análise da gestão em mais de 19000 organizações, a área de recursos humanos é fundamental para o terceiro setor, especialmente o planejamento

desses recursos, pois pode ser o diferencial competitivo em termos de produtividade e eficiência.

A área de Gestão de Recursos Humanos é entendida como um conjunto de práticas empresariais envolvendo funcionários de uma empresa com vistas à obtenção de objetivos individuais e da organização (LANDY; CONTE, 2013). Essa área costuma ser subdividida em três grandes blocos: Psicologia Organizacional, Pessoal e dos Fatores Humanos (LANDY; CONTE, 2013).

A área de Psicologia Pessoal (PP) é entendida como o campo da psicologia responsável pelo recrutamento, seleção, treinamento, avaliação de desempenho, promoção, transferência e desligamentos (LANDY; CONTE, 2013). Ela assume que as pessoas são diferentes em seus atributos e comportamentos no trabalho e que a informação sobre essas diferenças pode ser utilizada para prever, manter e aumentar a satisfação do funcionário e seu desempenho, conforme apontado por Ahmada e Schroeder (2003). Embora a PP utilize diversas técnicas dentro das suas diferentes áreas, percebe-se que técnicas de agrupamentos de funcionários (clusters) não são amplamente utilizadas (AZEVEDO, 2013); quando utilizadas, são em conjuntos com Curvas de Aprendizado, como o estudo de Uzumeri e Nembhard (1998). Outra técnica associada à PP consiste no *Five Factors Model* (FFM), modelo de personalidade baseado em cinco fatores: (i) neuroticismo; (ii) extroversão; (iii) amabilidade, (iv) escrupulosidade; (v) abertura para a experiência (VECCHIONE *et al.*, 2012); tal técnica vem sendo utilizada desde os anos 60 nos EUA e Europa com o objetivo de prever o desempenho de funcionários (BARRICK; MOUNT, 1991).

Este artigo propõe uma sistemática para agrupamento de funcionários de uma loja de uma franquia academia através de técnicas de análise multivariada. As variáveis descritivas das características dos funcionários incluem os cinco fatores de personalidades oriundos do FFM, avaliações de desempenho, econômicas, sociais e demográficas. As observações (funcionários) serão agrupadas através de técnicas que incluem *K-Means* e *Fuzzy C-Means* (FCM); a qualidade dos grupos formados será avaliada através do *Silhouette Index* (SI). Com vistas ao aprimoramento dos agrupamentos formados, as variáveis serão transformadas através da ACP (Análise dos Componentes Principais).

O presente artigo encontra respaldo prático e acadêmico. A principal motivação prática é a obtenção de grupos consistentes de funcionários, possibilitando entendê-los de maneira mais completa e estabelecer técnicas de gestão diferenciadas de acordo com os grupos. Além disso, pode servir de piloto para demais estudos similares nas outras unidades

pertencentes ao mesmo grupo. No aspecto acadêmico, esse artigo inova ao inserir os resultados da técnica FFM como variáveis de entrada em estruturas de clusterização.

Este trabalho está dividido em cinco seções, além desta introdução. A segunda apresenta uma revisão da teoria acerca das técnicas de formação de cluster como *K-Means*, FCM, ACP, SI, FFM e seus questionários de aplicação. Na seção 3 apresenta-se o método proposto para geração dos grupos de funcionários, enquanto que a seção 4 traz a aplicação do método proposto. A seção 5 apresenta a conclusão do estudo, bem como recomendações futuras referente a estudos sobre agrupamento de funcionários e modelos de personalidade.

## **2. Referencial Teórico**

Esta seção está dividida em duas subseções. A primeira abrange ferramentas multivariadas: ACP e técnicas de clusterização, além de uma revisão da literatura a fim de identificar como técnicas para agrupamentos de trabalhadores foram utilizadas em outros estudos. Por último, é feita uma revisão acerca do *Five Factors Model* (FFM) e os tipos de questionários relacionados.

### **2.1 Ferramentas Multivariadas**

O objetivo geral das ferramentas multivariadas é a simplificação dos dados utilizados em análises. Busca-se diminuir a variedade e complexidade dos dados originais, tornando as análises mais simples e exequíveis (RENCHER, 2002). Essa seção aborda duas técnicas multivariadas aplicadas no artigo: Análise de Componentes Principais e Ferramentas de Clusterização.

#### **2.1.1 Análise de Componentes Principais**

O objetivo da Análise de Componentes Principais (ACP) é encontrar uma base ortogonal de vetores que maximizem a variância de um conjunto de dados (HANSEN *et al.*, 2014). Assim, reduz-se o número de dimensões do conjunto, preservando o máximo possível de sua variabilidade, procurando pela dimensão onde as observações estariam mais afastadas (RENCHER, 2002). A operacionalização da ACP consiste no cálculo dos autovetores ( $v_n$ ) da matriz de covariância, em que a magnitude de um autovalor  $\lambda_n$  é igual à soma da variância na direção autovetor  $v_i$  correspondente, denominado componente principal (CP). O próximo componente principal será, por sua vez, a combinação linear em que a soma das variâncias na direção ortogonal a  $v_i$  seja a máxima possível.

Os componentes principais (CPs) resultantes,  $Z_1, Z_2, \dots, Z_n$ , são combinações lineares das variáveis originais,  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , através de pesos  $w_1, w_2, \dots, w_p$ . Eles podem, portanto, ser escritos conforme  $Z_n = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + X_pw_p$ . Percebe-se, pois, que enquanto os pesos ponderam as variáveis entre si, os CP os ponderam em relação às amostras (JOLLIFFE, 2002). É importante observar que a APC deve ser utilizada em um conjunto de dados em que os valores de cada variável das amostras estejam aproximadamente em uma mesma escala (HARDLE; SIMAR, 2003). Os vetores podem ser normalizados ou não, dependendo da utilização específica (HAIR *et al.*, 2005).

Para a definição do número de CP a serem retidos, algumas técnicas são sugeridas por Rencher (2002): (i) a soma da variância dos CP se aproxime de 80% da variância original; (ii) selecionar os CP em que os autovalores  $\lambda$  são superiores que a média dos autovalores; (iii) usar a técnica do *scree graph*, em que os  $\lambda_n$  são plotados num gráfico, e perceber a distinção natural entre os grandes e pequenos autovalores, e (iv) testar a significância dos Z correspondentes aos maiores autovalores.

A ACP tem sido amplamente aplicada em cenários distintos. Xu *et al.* (2014) realizam monitoramento de processos multimodais através da técnica, enquanto Zhou *et al.* (2014) aplicaram ACP em técnicas voltadas ao reconhecimento facial. Em outros campos da ciência, Põldaru *et al.* (2014) utilizaram ACP para avaliar a qualidade de vida em municípios da Estônia, enquanto que Tan *et al.* (2015) utilizaram a técnica para estudar a relação entre indicadores econômicos, sociais e ambientais na China.

### 2.1.2 Clusterização

A técnica multivariada conhecida como *Cluster Analysis* ou análise de agrupamentos tem por objetivo encontrar padrões dentro de uma amostra multivariada e agrupá-las (HARDLE; SIMAR, 2003). Os clusters (agrupamentos) formados devem ser de maneira tal que a sua homogeneidade intrínseca seja a máxima possível, enquanto a heterogeneidade em relação aos demais seja a máxima possível (HAIR *et al.*, 2010). Ela difere da técnica de classificação, uma vez que na clusterização os grupos e a quantidade em cada agrupamento são desconhecidos (RENCHE, 2002). Os algoritmos de análise de grupos podem ser classificados em dois grupos: hierárquicos e não hierárquicos.

Segundo Rencher (2002), técnicas hierárquicas são aquelas que envolvem um processo de sucessivos passos. Dentro dessas técnicas, destacam-se os aglomerativos e os divisivos. No primeiro, segundo Hair *et al.* (2010), agrupam-se as amostras de acordo com

suas distâncias, geralmente euclidianas; os *clusters* formados continuam sendo agrupados de acordo com a sua proximidade até que todos os clusters originem um único grupo. Já os métodos divisivos fazem o caminho inverso, partindo de um único *cluster* que deve ser sucessivamente dividido de acordo com a sua distância interna. Uma vez alocado em determinado grupo, o objeto não pode mais ser realocado, o que garante a hierarquia do processo. Geralmente são representados através de dendogramas (RENCHER, 2002).

Já os métodos não hierárquicos são aqueles em que objetos ou amostras são alocados a um *cluster*, a partir da definição de um número de grupos a ser formado (CORRAR *et al.*, 2009). Dois métodos não hierárquicos serão abordados nesse estudo. O primeiro é o método *K-means*, baseado na distância euclidiana. Ele permite que um objeto, uma vez alocado a determinado grupo, possa ser realocado a outro se a sua similaridade for maior com os objetos daquele outro grupo (RENCHER, 2002). O método inicia com a divisão das amostras em  $k$  clusters definidos pelo pesquisador (HAIR *et al.*, 2010). Em seguida, calculam-se os centroides para cada cluster formado e as distâncias (euclidianas) dos centroides para cada observação. Na sequência, é feita uma realocação das amostras aos clusters de centroides mais próximos. Esse é método iterativo, repetindo-se até que não haja variação significativa nas distâncias de cada amostra a cada um dos centroides (RENCHER, 2002).

O outro método não hierárquico a ser abordado é o *Fuzzy C-Means* (FCM). Para Velmurugan (2014), o FCM é semelhante ao *K-means* tanto em estrutura como em comportamento, entretanto não considera que a barreira entre os clusters seja tão rígida. Com isso, permite que cada observação pertença a diferentes clusters em determinado grau. Esse grau pode ser calculado como função da distância desse vetor ao centroide ou outro vetor representativo do cluster, a qual visa à minimização da função objetivo (1):

$$J_m = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^N u_{ij}^m d_{ij} \quad (1)$$

onde  $c_j$  é o centro de dimensão  $d$  do cluster  $C_j$ ,  $u_{ij}$  é o grau de adesão de  $x_{ij}$  no cluster  $C_j$ ,  $N$  é o número de pontos de dados,  $m$  é o parâmetro que é um número real maior do que 1,  $k$  é o número de agrupamentos e  $d_{ij}$  é a distância euclidiana entre o ponto de dados  $x_{ij}$  e o centro do *cluster*  $C_j$ . A seguinte restrição é válida para  $u_{ij}$ :

$$\sum u_{ij} = 1, \text{ para } i=1 \text{ a } N \quad (2)$$

O processo iterativo de otimização da função objetivo (1) é dada com a atualização de  $u_{ij}$  e dos centros dos clusters  $c_j$  dada por (3) e (4).

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \frac{[x_i - c_j]^{\frac{2}{m-1}}}{[x_i - c_k]^{\frac{2}{m-1}}}} \quad (3)$$

$$C_j = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^* u_{ij}^m}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (4)$$

O procedimento iterativo acima é finalizado quando  $\max_{ij} \{|u_{ij}(k+1) - u_{ij}(k)|\} < \zeta$ , onde  $\zeta$  é um critério de parada entre 0 e 1 e  $k$  representa os passos de iteração. Este procedimento converge para um mínimo local. As amostras são alocadas a cada grupo através de uma função de membro, o que justifica o comportamento *Fuzzy* do algoritmo, dado que pertence a mais de um grupo por vez. Na sequência, é construída uma matriz  $U$  (cujos fatores são números entre 0 e 1), que representam o grau de associação entre as amostras e os centros de clusters (BEZDEK *et al.*, 1984). Assim, o algoritmo se completa com a seguinte iteração: (i) inicializar a matriz  $U = [u_{ij}]$  com  $U_{(0)}$ ; (ii) a cada  $k$  passo calcular o centro dos vetores  $C_{(k)} = [c_j]$  com  $U_{(k)}$ ; (iii) atualizar  $U_{(k)}$  com  $U_{(k+1)}$ ; e (iv) se  $\|U_{(k+1)} - U_{(k)}\| < \zeta$ , para. Senão, volta a (ii).

O FCM gera clusters em que o peso da função de membro possui uma interpretação natural, não probabilística. De tal forma, é fortemente utilizado em ciências naturais, visto que consegue capturar esse comportamento.

Para Rousseeuw (1987), o *Silhouette Index* (SI), apresentado na equação (5), é uma forma de avaliar quantitativamente a qualidade de uma clusterização. Esse índice avalia quanto uma amostra é similar às demais em seu grupo se comparado às do grupo mais próximo a ela (STROIEKE *et al.*, 2013):

$$SI(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{b(i), a(i)\}} \quad (5)$$

onde  $a(i)$  é a distância média da amostra  $i$  em relação às demais do grupo em que foi alocado e  $b(i)$  é a distância média da amostra  $i$  em relação à do grupo vizinho mais próximo. Sendo assim, o valor de  $SI(i)$  está no intervalo de -1 a +1, com os valores próximos +1 denotando observações adequadamente inseridas no cluster de destino, enquanto o contrário acontece no -1.

### 2.1.3 Técnicas para agrupamentos de trabalhadores

Técnicas de agrupamento têm sido crescentemente empregadas em diversos campos de estudo, dentre os quais para tomada de decisão e reconhecimento de padrões (TABOADA;

COIT, 2007) e inteligência de negócios (TSENG *et al.*, 2012). Taboda *et al.* (2007) utilizam o método de *k-means* para a determinação dos clusters. Tsai *et al.* (2009) utilizam clusterização através de técnicas hierárquicas, a fim de agrupar itens em uma fábrica de latas na China para otimizar os retornos nas ordens de produção.

A aplicação de sistemáticas de agrupamentos em Gestão de Recursos Humanos (GRH), conforme apontam Landy e Conte (2013), vem conquistando importância, apesar de pouco utilizadas (AZEVEDO, 2013). Alguns autores têm utilizado técnicas de clusterização associadas a Curvas de Aprendizagem em linhas de montagens da indústria calçadista, através de técnicas de análise de componentes principais, *Fuzzy C-Means*, *K-means* e métodos Kernel (ANZANELLO; FOGLIATTO, 2007; AZEVEDO, 2013). Dentro do campo da medicina, Dreachslin *et al.* (2000) utilizaram técnicas para agrupamentos de enfermeiras em tratamentos a pacientes através de técnicas hierárquicas. Yang *et al.* (2006) usam técnicas de *mixed-variable fuzzy c-means* (MVFCM) para a formação de células dentro de uma indústria.

## **2.2 Five Factors Model**

A personalidade pode ser definida como o conjunto de características emocionais e comportamentais de um indivíduo que geralmente se mantêm constantes, tanto ao longo do tempo, quanto em uma variedade de situações (LANDY; CONTE, 2013). Ao considerar o modo habitual de um indivíduo responder a estímulos, a personalidade está relacionada com felicidade e comportamento, não só na vida cotidiana, como no trabalho. Esses comportamentos incluem desempenho, absenteísmo, efetividade de equipes, *turnover*, comportamentos não produtivos, satisfação no trabalho, dentre outros (STEELE *et al.*, 2008). Para Barrick *et al.* (2005) a personalidade, vista de forma isolada, tem mais poder preditivo sobre o desempenho no trabalho do que teriam a inteligência ou a experiências sozinhas. Além disso, há menores diferenças entre idade, gênero e subgrupos étnicos que medições de inteligência.

O aumento de interesse na mensuração da personalidade aumentou com o surgimento de uma taxonomia para as dimensões da personalidade, o chamado *Big Five Model* ou *Five Factors Model* (FFM) (DIGMAN, 1990). As primeiras pesquisas no tema remetem a McDougall (1932) e Cattell (1947) que apontaram dezesseis fatores de primeira ordem para a personalidade e oito de segunda ordem. Estudos subsequentes reduziram o número de fatores, aproximando-os da concepção original de McDougall de cinco fatores, os quais foram consistentemente validados por diversos pesquisadores (BARRICK; MOUNT, 1991): (i)

extroversão; (ii) neuroticismo; (iii) amabilidade; (iv) escrupulosidade; (v) abertura para a experiência (VECCHIONE *et al.*, 2012).

O primeiro fator refere-se a características de ser sociável, falante, ambicioso, enérgico, assertivo (BARRICK; MOUNT, 1991). Hogan (1992) avalia que esse fator deveria ser desmembrado em dois: Ambição e Sociabilidade. O segundo fator é o neuroticismo, também chamado pelo seu oposto, estabilidade emocional. Um indivíduo com alto índice desse fator tende a ser ansioso, depressivo, raivoso, envergonhado, emotivo, preocupado e inseguro (BARRICK; MOUNT, 1991; LANDY; CONTE, 2013). A terceira dimensão, amabilidade, refere-se a indivíduos corteses, flexíveis, confiáveis, cooperativos, amigáveis, simpáticos, bem humorados, tolerantes e generosos (BARRICK; MOUNT, 1991; LANDY; CONTE, 2013). Indivíduos com baixo grau de amabilidade têm maiores dificuldade para gerenciar relações com outros indivíduos, incluindo seguir normas de segurança (CLARKE; ROBERTSON, 2005). O próximo fator é a escrupulosidade, que inclui características de responsabilidade, prudência, persistência, de elaboração de planos e orientação por objetivos. Pelo seu conteúdo estar relacionado com atingir metas, ele foi o primeiro fator a atrair a atenção dos pesquisadores (LANDY; CONTE, 2013). Para alguns estudiosos, tais como Stewart (1999) e Moon (2001), escrupulosidade seria mais bem dividida em realização (relacionado a trabalho intenso, persistência e desejo de um bom desempenho) e confiabilidade (relacionado a ser disciplinado, organizado, respeitador de normas, honesto e confiável). Ela é possivelmente a variável de personalidade mais importante no ambiente de trabalho e pode ser considerada equivalente à inteligência “g” no campo das inteligências não cognitivas (SCHMIDT; HUNTER, 1992). Por fim, tem-se a abertura a novas experiências, que refletem indivíduos imaginativos, curiosos, originais, independentes, criativos, cultos e artisticamente sensíveis (BARRICK; MOUNT, 1991; LANDY; CONTE, 2013).

Apesar de algumas discordâncias (como a de Hogan (1992), que sugere seis dimensões), parece unânime que o FFM contém o número mínimo de dimensões, deixando de lado o debate para o número ótimo de dimensões (LANDY; CONTE, 2013). Para Campbell (1990), a personalidade está mais relacionada ao lado motivacional do trabalho do que a sua faceta técnica, servindo assim de melhor capacidade preditiva do que o colaborador provavelmente fará (ligado à motivação) e não o que ele consegue fazer (ligado a seu conhecimento e habilidades). Por isso, Barrick *et al.* (1993) afirmam que quanto maior o grau de autonomia de um trabalho mais os traços de personalidade influenciam num bom desempenho. Como aponta Cheung (2004), embora os cinco fatores possam apresentar



variações de maneira levemente distinta entre os diversos países, ele é aplicável e apresenta resultados substanciais dentro de diversas culturas.

Dada à importância e à aplicabilidade do FFM, diversas sistemáticas de mensuração têm sido sugeridas (BARRICK; MOUNT, 1991; LANDY; CONTE, 2013). Landy *et al.* (2013) apontam que os testes se dividem em dois tipos, *Screen-out* e *Screen-in*. O primeiro corresponde àqueles que inicialmente foram desenvolvidos e tinham por objetivo eliminar candidatos em seleções que claramente eram insustentáveis para o trabalho, por representarem potenciais empregados problemáticos. Dentro desses tipos, incluem-se testes de psicopatologia, tais como o *California Psychological Inventory* (PCI) e *Minnesota Multiphasic Personality Inventory II* (MMPI-II). O segundo tipo, desenvolvido mais tardiamente, inclui sistemáticas que visam adicionar informações sobre atributos positivos dos pesquisados. Em entrevistas de seleção estão relacionados com atributos que poderiam prever desempenho acima da média, dentre os quais o NEO-PI, 16 PF *Select*, *Big Five Inventory* (BFI), *Jackson Personality Inventory-Revised* (JPI-R). Os questionários citados fornecem notas entre 0 e 100 pontos para cada uma das dimensões (LANDY; CONTE, 2013).

### **3. Procedimentos Metodológicos**

A presente seção está dividida em duas subseções. A primeira visa à caracterização do método de pesquisa, enquanto a segunda apresenta a descrição do método utilizado pelo presente estudo.

#### **3.1 Caracterização do método de pesquisa**

Conforme a caracterização do método de pesquisa proposta por Gil (2008), a presente pesquisa é classificada em quatro frentes: (i) natureza; (ii) abordagem; (iii) objetivos; (iv) procedimentos. No tocante à natureza, caracteriza-se por ser uma pesquisa aplicada, pois utiliza técnicas de agrupamento e de mapeamento de personalidade dos funcionários em um caso real. Quanto à abordagem, trata-se de pesquisa quantitativa, pois utiliza análises numéricas, tanto ao tratar de personalidade quanto ao agrupar os funcionários. Quanto aos objetivos, é classificada como uma pesquisa exploratória, uma vez que a utilização de técnicas de agrupamento de funcionários aliada a técnicas de mensuração de perfis de personalidade ainda são pouco exploradas pela literatura. No tocante ao procedimento, trata-se de um estudo de caso.

### **3.2 Caracterização do Método de Trabalho**

O método proposto apoia-se em quatro etapas operacionais: (i) coleta de dados; (ii) tratamento dos dados; (iii) geração e avaliação de qualidade dos agrupamentos; (iv) formação de estratégias gerenciais baseadas nos clusters.

#### **3.2.1 Coleta de Dados**

Os funcionários que deram origem a cada uma das diferentes amostras foram caracterizados através de dois grandes blocos de informação. O primeiro apoiou-se em características de origem sócio-demográfica e econômica. Os dados de perfil qualitativo foram tratados de maneira a gerarem dados quantitativos, apropriados para a subsequente clusterização. Esses dados foram coletados através de consulta a registros da própria academia e do questionário aplicado. O segundo bloco dos dados visa caracterizar os traços de personalidades dos funcionários através da metodologia do FFM. Esses dados foram coletados pelo meio de questionário fechado impresso aplicado a um grupo de funcionários e treinadores; os funcionários receberam a liberdade de responder ao questionário em loja ou levar para casa após detalhada explicação. As perguntas foram respondidas através de escala *Likert*, variando de 1 a 5. Dentre os respondentes, figuraram professores, estagiários, recepcionistas, vendedoras, líderes e gerentes. As respostas foram dispostas em matrizes, sendo que cada coluna representa uma variável de interesse e cada linha representa o registro de um colaborador.

#### **3.2.2 Tratamento dos dados**

A segunda etapa do método consiste em tratar os dados coletados na etapa anterior a fim de avaliar potenciais inconsistências nos mesmos e garantir uma formação coerente de grupos de trabalhadores. Primeiramente, foram excluídas amostras com registros faltantes. Na sequência, foram utilizadas técnicas de padronização, transformando cada variável em uma escala entre 0 e 1. Esse procedimento foi utilizado para ambos os blocos de dados e visam evitar que variáveis de grande magnitude distorçam o cálculo das distâncias quando da formação dos clusters.

#### **3.2.3 Geração e avaliação da qualidade dos agrupamentos**

De posse dos dados padronizados, seguiu-se para a etapa de agrupamento dos trabalhadores e análise dos clusters formados. Primeiramente, foi realizada a Clusterização

das Variáveis Padronizadas (CVP) (ou seja, as variáveis padronizadas na etapa anterior) através de técnicas hierárquicas aglomerativas, a fim de se obter uma estimativa aproximada do número de clusters a serem gerados. Após, procedeu-se à clusterização *K-means* e FCM, alterando-se o número de agrupamentos,  $k$ . A qualidade de cada agrupamento foi avaliada através do *Silhouette Index* (SI) médio, obtido através da média de SI para cada observação clusterizada. O valor de  $k$  responsável pelo maior SI médio foi escolhido para interpretação.

Alternativamente, procedeu-se à Clusterização das Variáveis Latentes (CVL), as quais foram obtidas através da aplicação da ACP nos dados padronizados. A ideia é avaliar a formação de clusters apoiada em um número reduzido de variáveis não correlacionadas. As variáveis latentes foram clusterizadas utilizando-se as técnicas *K-means* e FCM, novamente varrendo um determinado número de clusters,  $k$ . Após, avaliou-se a qualidade dos clusters obtidos através do SI médio, como feito anteriormente. Por fim, gerou-se um quadro comparativo entre as clusterizações utilizando as variáveis originais e latentes.

### **3.2.4 Formação de estratégias gerenciais baseadas nos clusters formados**

A última etapa do método consistiu em duas frentes de ação. Primeiramente, a verificação de que o número de clusters obtido através dos passos anteriores do método possui respaldo na realidade da operação. Assim, buscou-se um número de clusters que satisfizessem tanto a aspectos matemáticos quanto gerenciais. Após, procurou-se adequar as estratégias de recursos humanos de maneira tal que contemplasse os diferentes perfis dos funcionários e suas diferentes características e demandas.

## **4. Resultados**

O estudo foi conduzido numa loja de uma rede de franquias de academia na cidade de Porto Alegre. Ela está inserida em uma *holding* proprietária de diversas lojas de franquias, dentre as quais quatro lojas de uma franquia internacional de *fast-food*, duas de restaurante *casual dining* e duas sorveterias. A rede é considerada a de mais alto padrão no país, tendo sido inspirada em redes internacionais do estilo *full service*, onde todas as aulas e modalidades estão inclusas na mensalidade. A academia opera 17 horas ao dia e 363 dias ao ano, oferecendo 32 modalidades de aula, bem como acompanhamento no setor de musculação, exercícios cardiorrespiratórios e de avaliação física. Além disso, conta com serviços de terceiros tais como Pilates, lanchonete, fisioterapia, nutricionista, entre outros.

Inaugurada em 2010, a loja renovou diversos equipamentos em 2014 e atualmente conta com o total de 58 funcionários, sendo: 6 estagiários, 41 funcionários entre professores, assistente de manutenção, recepção e vendas, 3 líderes, 1 gerente de marketing e vendas, 1 gerente de manutenção, 1 gerente de avaliação, 1 gerente de ginástica, 1 gerente de cardiorrespiratório, 1 gerente de musculação, 1 gerente de TI e Financeiro e 1 gerente geral. Para a elaboração da necessidade de contratação, a franquia disponibiliza um manual que, dentre diversos pontos, aborda a quantidade de funcionárias necessária por área, dependendo do número de alunos. Além disso, há manuais de procedimentos para áreas técnicas, bem como para as demais áreas da gestão da academia.

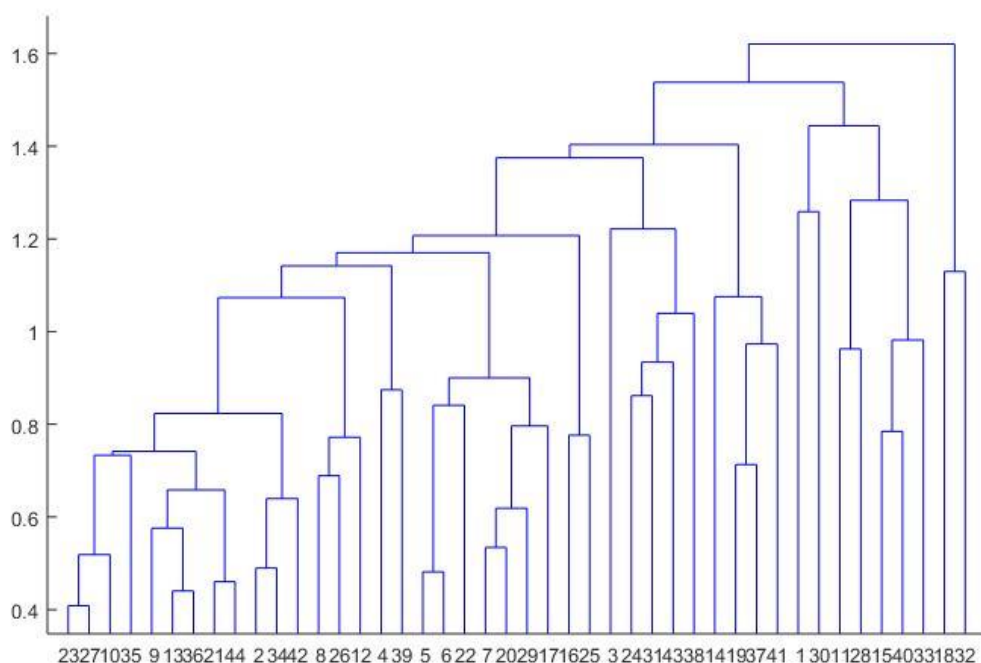
As variáveis utilizadas no estudo tiveram duas fontes distintas. A primeira foi um questionário impresso aplicado aos funcionários da loja; os colaboradores tinham a opção de responder em casa ou responder na própria academia. O questionário, após orientação da gerência, foi aplicado sem a necessidade de identificação do respondente e era dividido em dois grandes blocos. O primeiro era constituído de perguntas genéricas sobre o funcionário que incluíam idade, sexo, tempo de empresa, satisfação com a empresa, setor e cargo, nível de escolaridade, e como se dava o deslocamento para o trabalho. O segundo foi constituído por um questionário traduzido do tipo *Screen-in* denominado *IPIP Big-Five Factor Markers*, que consiste em 50 afirmações que deveriam ser respondidos numa escala *Likert* (variando de concordo plenamente a discordo plenamente). Esse questionário do BFF resultou em um escore de 1 a 5 para cada uma das áreas, bem como no percentil de distribuição das notas da população. O banco de dados da empresa também foi utilizado para buscar informações como salário dos funcionários, bem como para dirimir dúvidas das respostas do questionário aplicado.

Do total de 58 colaboradores da academia, 45 responderam o questionário. Dos demais, dois se encontravam em férias, nove se recusaram e dois se dispuseram a entregar somente após o período de coleta.

O tratamento dos dados constitui-se em três etapas distintas. A primeira foi verificar se algum dos funcionários que responderam ao questionário havia negligenciado alguma informação crucial, que não poderia ser obtida através dos registros da empresa, ou respondido de maneira equivocada o IPIP. Dos colaboradores analisados, somente um acabou invalidando a análise através do *Big Five Model*, pois assinalou mais de uma opção em diversas afirmações. A segunda consistiu na conversão de dados qualitativos para quantitativos, bem como a decisão de quais variáveis seriam utilizadas. Decidiu-se por

variáveis cuja grandeza física fizesse sentido real: idade (em anos), tempo de empresa (em anos), satisfação com a academia (nota de 0 a 10), salário e função cargo. Essa função foi criada tendo-se em vista que diversos gerentes, líderes e funcionários atuam em dois ou mais setores da academia, e atribuía valores às possíveis posições da pessoa na empresa (1 para estagiários, 2 para cargos base nos setores, 3 para líderes e 4 para gerentes). Já para os setores, cada setor de atuação do funcionário tinha peso 1 (ou seja, se atuava em mais de um setor, somavam-se os respectivos setores). O valor final da função era obtido através da multiplicação da posição pelo setor. A última etapa do tratamento consistiu na padronização das observações, obtendo valores que variavam de 0 a 1. A característica de Neuroticismo teve seu escore (e seu percentil), padronizados numa escala em que o menor valor recebeu 1.

Após a padronização dos dados, procedeu-se à clusterização utilizando uma técnica hierárquica aglomerativa através de distâncias euclidianas que resultou no dendograma da Figura 1; no eixo das abscissas estão as amostras e no das ordenadas a distância relativas entre as amostras. A Figura 1 sugere que o número de cluster para a amostra em estudo oscile entre 2 e 6.



**Figura 1- Dendograma representando a clusterização hierárquica**

Fonte: Os autores

Na sequência, procedeu-se à Clusterização das Variáveis Padronizadas, valendo-se das técnicas de *K-Means* e *Fuzzy C-Means*. Para a clusterização com a técnica de FCM, utilizou-

se como critério de parada a diferença da função objetivo na iteração ser menor que  $1.10^{-10}$ . Avaliou-se então a formação dos clusters através do *Silhouette Index* (SI) e elaborou-se a Tabela 1. Enfatiza-se que a função probabilidade de pertencimento de cada observação a cada grupo no FCM apresentou valores semelhantes para cada um dos clusters em todos os casos avaliados para as variáveis padronizadas.

<i>k</i>	<i>K-Means</i>	<i>Fuzzy C-Means</i>
2	0,329789	0,310947
3	0,197415	-0,069335
4	0,212450	0,006923
5	0,142659	0,006923
6	0,178136	0,006923

**Tabela 1- Valores de SI para a variação dos números de clusters e técnicas de clusterização das variáveis padronizadas**

Fonte: Os autores

A Tabela 2 traz os resultados da ACP. Percebe-se que os cinco primeiros autovalores somam 80,508% da variância observada, constituindo uma das técnicas de decisão do número de componentes principais a ser retidos. Adicionalmente, a média dos valores é igual a 1, o que mostra que o sexto autovalor (1,062806), além de representar 7,085% da variância explicada, está acima da média, o que sugere outro ponto de corte na definição do número de componentes principais a serem retidos. Por esses dois motivos, o número de componentes principais retidos para a análise foi seis.

<i>n</i>	Autovalor	Variância Explicada	Variância Explicada Acumulada
1	3,877373	25,849%	25,849%
2	2,898883	19,326%	45,175%
3	2,027182	13,515%	58,690%
4	1,805323	12,035%	70,725%
5	1,467383	9,783%	80,508%
6	1,062806	7,085%	87,593%
7	0,730504	4,870%	92,463%
8	0,556430	3,710%	96,173%

<i>n</i>	Autovalor	Variância Explicada	Variância Explicada Acumulada
9	0,290844	1,939%	98,112%
10	0,200138	1,334%	99,446%
11	0,036887	0,246%	99,692%
12	0,022764	0,152%	99,843%
13	0,013220	0,088%	99,932%
14	0,007541	0,050%	99,982%
15	0,002722	0,018%	100,000%

**Tabela 2- Autovalores e variância explicada**

Fonte: O autor

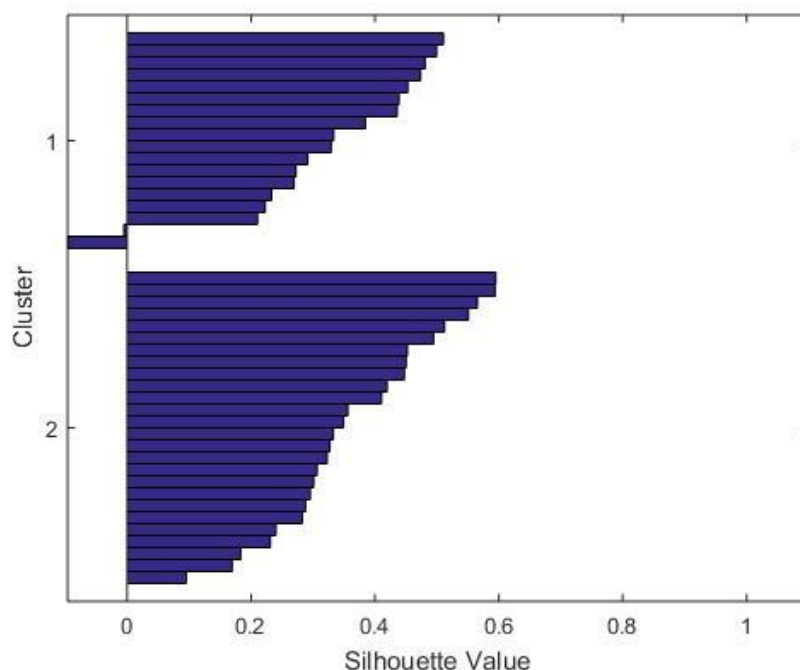
Na sequência, realiza-se nova clusterização através do *K-means* e do *Fuzzz C-means* nas seis variáveis latentes retidas; novamente, o número de clusters variou dois e seis. Na Tabela 3 estão compilados os SI obtidos para cada tipo de clusterização de acordo com a variação de *k*.

<i>k</i>	<i>K-Means</i>	<i>Fuzzy C-Means</i>
2	0,32804	0,348015
3	0,25657	0,193935
4	0,13597	0,105294
5	0,21615	0,150594
6	0,19960	0,153856

**Tabela 3- Valores de SI para a variação dos números de clusters e técnicas de clusterização das variáveis latentes**

Fonte: Os autores

Pela análise dos SI médios, percebe-se que o maior, 0,348015, foi gerado pelo FCM com 2 clusters (o maior valor gerado pelo *K-Means* também é oriundo de  $k=2$ ). Ressalta-se, entretanto, que os valores obtidos de SI denotam uma clusterização de qualidade média, conforme Hair *et al.* (2010), justificada pela estrutura dos dados analisados. A Figura 2 apresenta os valores de SI de cada observação agrupada para os 2 clusters.



**Figura 2- Distribuição do SI pelos Clusters**

Fonte: Os autores

Em termos gerenciais, a consideração de dois clusters faz sentido dentro da realidade da academia, não havendo nenhum impeditivo gerencial ou operacional para essa classificação. A fim de analisar o modo como os clusters se distribuíram ao longo das características dos funcionários, elaborou-se a Tabela 4 com as médias das características por grupo.

Variáveis	Grupo 1	Grupo 2
Idade	31,50	26,29
Tempo de Empresa	3,63	1,13
Cargo	4,39	1,83
Nota	8,42	9,16
Salário	R\$ 2.243,40	R\$ 1.116,59
Extroversão	3,42	3,20
Escrupulosidade	3,77	3,60
Neuroticismo	2,38	2,82
Amabilidade;	4,04	3,76
Abertura para a experiência	3,67	3,39
Percentil Extroversão	60,94%	53,79%



Variáveis	Grupo 1	Grupo 2
Percentil Escrupulosidade	62,83%	57,08%
Percentil Neuroticismo	25,00%	41,58%
Percentil Amabilidade	57,17%	40,92%
Percentil Abertura para a Experiência	28,06%	17,04%

**Tabela 4- Média das características por cluster**

Fonte: O autor

Através da Tabela 4, percebe-se a distinção entre os dois grupos especialmente nas variáveis Cargo (englobando todos os gerentes no Cluster 1), tempo de empresa e salário. Essas três variáveis tendem a apresentar uma maior correlação, dado que a política da empresa é de desenvolver os gerentes dentro da própria unidade, antes de contratar um terceiro. Nota-se, entretanto, que a variável salário também teve influência relevante, uma vez que todas as vendedoras (funcionários com salário mais alto para a faixa de cargo) estão no cluster 1, exceção feita a uma funcionária do setor de vendas que havia ingressado há três meses na empresa. É importante ressaltar ainda que os fatores oriundos do BFF também apresentaram alinhamento dentro da formação dos grupos, pois todos os fatores em que uma maior nota representa uma característica positiva foram maiores num grupo (além de menores valores de Neuroticismo). Percebe-se também uma diferença na média do fator mais correlacionado ao bom desempenho do trabalho no Grupo 1, a escrupulosidade. Além disso, nesse grupo o fator Neuroticismo obteve média de 0,25, o que indica pessoas com tendências de autocontrole maior, especialmente em relação a sentimentos negativos (tidos como fatores importantes para a atividade gerencial). Para esse tipo de atividade, bem como os dos líderes, o fator Extroversão também se torna importante, bem como para o setor de vendas. Cabe salientar que a nota de satisfação com a empresa foi superior no cluster 2, demonstrando que funcionários em cargos inferiores e com menores salários estão satisfeitos com a empresa. Por outro lado, pessoas com mais vivência da academia, bem como com mais ambições profissionais, tendem a ter uma maior exigência (justificando a diminuição da nota).

Em face dos grupos formados, diferentes medidas gerenciais poderiam ser tomadas. Para o grupo 1, composto de pessoas com mais experiência, recomenda-se adotar medidas que garantam uma maior estabilidade financeira e perspectivas de aumento de ganhos, especialmente associados à participação nos resultados. Além disso, é importante criar rotinas de introdução de treinamentos diferenciados, especialmente em relação à gestão de equipe e

gestão de informação, tido como ainda falho na estrutura atual. Ademais, seria adequada a adoções de práticas que reforçassem o bom ambiente que existe no local de trabalho e que motivasse para a busca de práticas novas, especialmente embasado no fato de, na média, a abertura para novas experiências ser maior nesse grupo. Sugere-se, por exemplo, a adoção de treinamentos em outras unidades do Brasil, atrás de melhores práticas, estímulos a congressos e cursos, entre outros.

No tocante ao grupo 2, dois pontos distintos precisam ser trabalhados. O primeiro refere-se aos treinamentos (tanto técnicos quanto de procedimentos), necessários para quem está começando ou mesmo para quem não possui vínculo maior com a academia (dado que muitos professores dão aulas em outras academias). Além disso, treinamentos para desenvolver habilidades pessoais são recomendados para formar melhores professores e futuras lideranças (visto que, em comparação com as lideranças atuais, possuem as competências de personalidade menos desenvolvidas). Por outro lado, é importante garantir a funcionários deste grupo perspectiva de crescimento, desenvolvimento e melhor remuneração dentro da academia. Caso esse grupo não consiga vislumbrar perspectivas futuras, fatalmente serão percebidos desligamentos, *turnover* e necessidade de treinamentos básicos, sem maiores chances de aprofundamento. Por fim, sugere-se a aplicação de constantes testes de potencial para avaliar mais precisamente os colaboradores e identificar os de maiores perspectivas e, assim, treiná-los adequadamente.

Ademais, ressalta-se que, devido aos altos índices do FFM, as diversas regras da academia podem ser acordadas em equipe, estimulando o processo que já existe atualmente, de muitas diretrizes terem sido estabelecidos coletivamente. Tal fato é distinto de outras unidades da mesma *holding* que apresentam franquias com padrões mais rígidos e consolidados.

## **5. Conclusão**

O presente estudo objetivou encontrar melhores práticas de gestão para uma franquia de academia, através da criação de grupos de funcionários utilizando técnicas de análise multivariada de clusterização. Duas motivações principais nortearam o trabalho. A primeira foi a inserção de técnicas de estudo de personalidade baseado no *Big Five Model* em estudos de agrupamentos, enquanto que a segunda objetivava a formação de grupos consistentes para a obtenção de práticas gerenciais de gestão de pessoas, o que no setor de franquias pode ser o diferencial competitivo.

O método proposto foi baseado nas técnicas de clusterização não hierárquicas, *K-Means* e *Fuzzy C-Means*, tendo sua qualidade avaliada através do *Silhouette Index* (SI). Além disso, as variáveis foram clusterizadas primeiramente utilizando-se técnicas hierárquicas aglomerativas para se conhecer o intervalo do número de clusters ( $k$ ) que seria testado. Ademais, também foi aplicada a análise de componentes principais no banco de dados e após foi realizada novamente a clusterização com as duas técnicas aplicadas anteriormente nas variáveis padronizadas. Uma vez obtidos os agrupamentos, passou-se à interpretação e proposição de práticas gerenciais adequadas ao perfil de cada cluster.

Os resultados foram obtidos através da aplicação do método em um banco de dados dos funcionários de uma academia. Esse banco de dados foi composto por variáveis oriundas das informações disponíveis nos registros da empresa, bem como por uma pesquisa com os colaboradores. O banco de dados era composto de dois grandes blocos: características sociodemográficas e de relação com a empresa e o outro oriundo de suas características de personalidade baseado no FFM. Após realizar as clusterizações das variáveis padronizadas e latentes, obteve-se como melhor *Silhouette Index* (SI) 0,348015, quando aplicado FCM e formação de dois grupos. Um deles de colaboradores com maior tempo de empresa, salário e cargo maior, além de maiores escores FFM. Por fim, para cada grupo foram sugeridas práticas gerenciais.

Para estudos futuros, sugere-se o acréscimo de outras variáveis para completar as informações sobre os colaboradores. Entre elas, sugere-se a renda familiar, que difere substancialmente no local analisado, pois muitos professores prestam o serviço de *personal trainer* que acarreta um aumento substancial de remuneração. Além disso, a aplicação do método nas demais lojas da franquia é indicada.

## Referências

AHMADA, S.; SCHROEDER, R. G. The impact of human resource management practices on operational performance: recognizing country and industry differences, **Journal of Operations Management**, v.50, 2003, p.19–43

ANZANELLO, M. J.; FOGLIATTO, F. S. Curvas de aprendizado: estado da arte e perspectivas de pesquisa. **Revista Gestão e Produção**, v.14, n. 1, 2007, p.109-123.

AZEVEDO, B. B. Agrupamento de funcionários com perfis semelhantes de aprendizado utilizando técnicas multivariadas. 2013. 77. Dissertação (Mestrado em Engenharia de

Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

BARRICK, M. R.; MOUNT, M. K. The Big Five Personality Dimensions and Job Performance: A Meta-Analysis. **Personnel Psychology**, v.44, 1991, p.1-26.

BARRICK, M. R.; MOUNT, M. K. Autonomy as a moderator of the relationships between the Big Five personality dimensions and job performance. **Journal of Applied Psychology**, v.78, n. 1, 1993, p.111-118.

BARRICK, M. R.; MOUNT, M. K. Yes, the personality matters: Moving on to more important matters. **Human Performance**, v.18, 2005, p.359-372.

BEZDEK, J. C.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: the Fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, V. 10, n. 2-3, 1984, p. 191-203.

CAMPBELL, J. P. The role of theory in industrial and organizational psychology. **Handbook of industrial and organizational psychology**. Consulting Psychologists Press, 1990.

CATTELL, R. B. Confirmation and clarification of primary personality factors. **Psychometrika**, v.12, 1947, p. 197-220.

CHEUNG, F. M. Use of Western and Indigenously Developed Personality Tests in Asia. **Applied Psychology**, v. 53, n. 2, 2004, p. 173–191

CLARKE, S.; ROBERTSON, I. T. A meta-analytic review of the Big Five personality factors and accident involvement in occupational and non-occupational settings. **Journal of Occupational and Organizational Psychology**, v. 70, n. 3, 2005, p. 355–376

CORRAR L. J.; PAULO E.; DIAS FILHO J. M. **Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. Atlas, 2009.

DIGMAN, J. M. Personality structure: Emergence of the five factor model. **Annual Review of Psychology**, v.41, 1990, p.417-440.

DREACHSLIN, J. L.; HUNT, P. L.; SPRAINER, E. Workforce diversity: implications for the effectiveness of health care delivery teams. **Social Science & Medicine**, v50, n.10, 2000, p.1403–1414.

GIL, A. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4ª ed., Atlas, 2008.

HAIR J. F.; ANDERSON R. E.; TATHAM R. L.; BLACK W. C. **Análise Multivariada de Dados**, 5ª ed. Bookman, 2005.

HAIR J. F.; BLACK W. C.; BABIN B. J.; ANDERSON R. E. **Multivariate Data Analysis**, 7ª ed. Pearson, 2010.

HANSEN, T. J.; ABRAHAMSEN, T. J.; HANSEN, L. K. Denoising by semi-supervised kernel PCA preimaging. **Pattern Recognition Letters**, v. 49, 2014, p.114–120.

HARDLE, W.; SIMAR, L. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. Math & Data Technologies, 2003.

HOGAN, R. **Hogan Personality Inventory Manual**. Tesla, 1992.

Indicadores Econômicos de Porto Alegre de Abril de 2013, **PREFEITURA MUNICIPAL DE PORTO ALEGRE**, Disponível em: <  
[http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/smic/usu\\_doc/indicadores\\_abril\\_2013.pdf](http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/smic/usu_doc/indicadores_abril_2013.pdf) >.  
Acesso em: 20 ago. 2014.

Indicadores Econômicos de Porto Alegre de Outubro de 2013, **PREFEITURA MUNICIPAL DE PORTO ALEGRE**, Disponível em: <  
[http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/smic/usu\\_doc/indicadores\\_\\_outubro\\_\\_2013.pdf](http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/smic/usu_doc/indicadores__outubro__2013.pdf) >.  
Acesso em: 20 ago. 2014.

JOLLIFFE, I.T. **Principal Component Analysis**. 2ª ed., Springer, 2002.

LANDY, F. J.; CONTE J. M. **Work in the 21<sup>st</sup> Century: An Introduction to Industrial and Organizational Psychology**. 4ª ed., Wiley, 2013.

LIU, Y.; COMBS, J. G.; KETCHEN JR, D. J.; IRELAND, R. D. The value of human resource management for organizational performance, **Business Horizons**, v.50, 2007, p.503–511.

MCDOUGALL, W. Of the words character and personality. **Character personality**, v.1, 1932, p.3-16.

MOON, H. The two faces of conscientiousness: Duty and achievement striving in escalation of commitment dilemmas. **Journal of Applied Psychology**, v. 86, n. 3, 2001, p. 533-540.

PÕLDARU, R.; ROOTS, J. A PCA-DEA approach to measure the quality of life in Estonian counties. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 48, 2014, p. 65-73.

RENCHER, A. C. **Methods of Multivariate Analysis**. 2<sup>a</sup> ed., John Wiley & Sons, 2002.

ROUSSEEUW P. J. **Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis**. Journal of Computational and Applied Mathematics, v. 20, 1987, p. 53-65.

SCHMIDT, F. L.; HUNTER, J. E. Development of causal models of job performance. **Current Directions in Psychological Science**, v. 1, 1992, p. 89–92.

SILVA, R. O. **Teorias da Administração**. São Paulo: Thomson, 2001.

STEELE, P.; SCHMIDT, J.; SCHULTZ, J. Refining the relationship between personality and subjective well-being. **Psychological Bulletin**, v. 134, 2008, p.138-528.

STEWART, G. Trait Bandwidth and Stages of Job Performance: Assessing Differential Effects for Conscientiousness and its Subtraits. **Journal of Applied Psychology**, v. 84, 1999, p.959-968.

STROIEKE, R. E.; FOGLIATTO F. S.; ANZANELLO M. J. Análise de conglomerados em curvas de aprendizado para formação de agrupamentos homogêneos de trabalhadores. **Produção**, v. 23, 2013, p. 537-547.

TABOADA, H. A.; COIT, D. W. Data Clustering of Solutions for Multiple Objective System Reliability Optimization Problems. **Quality Technology & Quantitative Management**, v. 4, n. 2, 2007, p.191-210.

TAN, F.; LU, Z. Study on the interaction and relation of society, economy and environment based on PCA–VAR model: As a case study of the Bohai Rim region, China. **Ecological Indicators**, v. 48, 2015, p.31–40.

TSAI, C.; TSAI, C.; HUANG, P. An association clustering algorithm for can-order policies in the joint replenishment problem. **International Journal of Production Economics**, v. 117, 2009, p.30–41.

TSENG, J., LI, S. Quantifying volatility clustering in financial time series. **International Review of Financial Analysis**, v. 23, 2012, p.11–19.

UZUMERI, M.; NEMBHARD, D. A Population of Learners: A New Way to Measure Organizational Learning. **Journal of Operations Management**, v. 16, n. 5, 1998., p.515-528.

VECCHIONE, M.; ALESSANDRI, G.; BARBARANELLI, C. The Five Factor Model in personnel selection: Measurement equivalence between applicant and non-applicant groups. **Personality and Individual Differences**, v. 52, 2012, p.503–508.

VELMURUGAN T. Performance based analysis between k-Means and Fuzzy C-Means clustering algorithms for connection oriented telecommunication data. **Applied Soft Computing**, v. 19, 2014, p.134–146.

XU, X. ; XIE, L.; WANG, S. Multimode process monitoring with PCA mixture model. **Computers and Electrical Engineering**, Disponível online, 2014.

YANG, M.; HUNGB, W.; CHENGA, F. Mixed-variable fuzzy clustering approach to part family and machine cell formation for GT applications. **International Journal of Production Economics**, v. 117, n. 1, 2006, p. 30–4.1.

ZHOU, C.; WANG, L.; ZHANG, Q.; WEI, X. Face recognition based on PCA and logistic regression analysis. **Optik**, v.125, 2014, p.5916–5919



## ANEXOS

### QUESTIONÁRIO PARA TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO NA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL DE ANDERSON BERTARELLO FERNANDES

**Não é necessária a identificação e garante-se sigilo sobre as informações aqui contidas**

Idade:

Sexo: ( )M ( )F

Relacionamento: ( ) Casado ( ) Noivo ( ) Namorando ( ) Solteiro ( ) União estável ( )

Outro:

Que grupo étnico você julga pertencer: ( ) Caucasiano ( ) Pardo ( ) Negro ( ) Indígena ( )  
( ) Outro (especificar): \_\_\_\_\_

Nível de escolaridade: ( ) Médio Completo ( ) Superior Incompleto ( ) Superior Completo  
( ) Pós-graduação Incompleta ( ) Pós-graduação Completa ( ) Mestrado Incompleto ( )  
Mestrado Completo ( ) Doutorado Incompleto ( ) Doutorado Completo ( ) Outro:

Cargo e setor : \_\_\_\_\_

Tempo de empresa: \_\_\_\_\_

Nota de 0 a 10 para a satisfação com a empresa: \_\_\_\_\_

Reside com quantas pessoas: \_\_\_\_\_

Renda familiar por pessoas (aproximadamente, em salários mínimos):

Filhos? Se sim, quantos? ( ) Não ( ) Sim, \_\_\_\_\_ filhos

Endereço (somente rua e número necessário) :

Como se desloca para a academia (se ônibus, especificar quantos):

Qual sua atividade preferida nas horas livres (Pode ser assinalado mais de uma): ( ) Esportes  
( ) Leitura ( ) Dança ( ) Cozinhar ( ) Jogos ( ) Atividades religiosas ( )

TV/Filmes/Seriado ( ) Outros:

PARA AS PERGUNTAS ABAIXO, ASSINALE X EM QUAL DAS OPÇÕES MAIS CORRESPONDEM COM A TUA PERSONALIDADE, NUMA ESACALA QUE VARIA DE DISCORDO PLENAMENTE A CONCORDO PLENAMENTE

	<u>Discordo</u> <u>Plenamente</u>	<u>Discordo</u>	<u>Nem concordo</u> <u>nem discordo</u>	<u>Concordo</u>	<u>Concordo</u> <u>Plenamente</u>
EU SOU A ALMA DA FESTA					
EU TENHO POUCA PREOCUPAÇÃO PELOS OUTROS					
EU ESTOU SEMPRE PREPARADO					
EU FICO ESTRESSADO FÁCIL					
EU TENHO UM VOCABULÁRIO RICO					
EU NÃO FALO MUITO					
EU SOU INTERESSADO NAS PESSOAS					
EU DEIXO MEUS PERTENCES ESPALHADOS					
EU SOU DESCONTRAÍDO A MAIOR PARTE DO TEMPO					
EU TENHO DIFICULDADE DE ENTENDER IDÉIAS ABSTRATAS					
EU ME SINTO CONFORTÁVEL EM TORNO DE PESSOAS					

EU INSULTO AS PESSOAS					
EU PRESTO ATENÇÃO AOS DETALHES					
EU ME PREOCUPO COM AS COISAS					
EU TENHO UMA IMAGINAÇÃO FÉRTIL					
EU COSTUMO NÃO CHAMAR ATENÇÃO					
EU ME SOLIDAZIRO COM OS SENTIMENTOS DOS OUTROS					
EU FAÇO CONFUSÃO					
EU BAGUNÇO AS COISAS					
EU RARAMENTE ME SINTO TRISTE					
EU NÃO ME INTERESSO POR IDEIAS ABSTRATAS					
EU INÍCIO DIÁLOGO					
EU NÃO ME INTERESSO PELOS PROBLEMAS DOS OUTROS					
EU FAÇO AS TAREFAS IMEDIATAMENTE					
É FÁCIL ME ATRAPALHAR					
EU TENHO EXCELENTES IDEIAS					
SOU ECONÔMICO COM AS PALAVRAS					
EU TENHO UM CORAÇÃO MOLE					

	<u>Discordo</u> <u>Plenamente</u>	<u>Discordo</u>	<u>Nem concordo</u> <u>nem discordo</u>	<u>Concordo</u>	<u>Concordo</u> <u>Plenamente</u>
EU ESQUEÇO FREQUENTEMENTE DE COLOCAR AS COISAS DE VOLTAS NO SEU LUGAR					
EU ME INDISPONHO COM OS OUTROS FACILMENTE					
EU NÃO TENHO UMA BOA IMAGINAÇÃO					
EU CONVERSO COM VÁRIAS PESSOAS DIFERENTES EM UMA FESTA					
EU REALMENTE NÃO TENHO INTERESSE NOS OUTROS					
EU GOSTO DE MANDAR					
EU MUDO MUITO DE HUMOR					
EU SOU RÁPIDO EM COMPREENDER AS COISAS					
EU NÃO GOSTO DE CHAMAR ATENÇÃO PARA MIM					
EU RESERVO UM TEMPO PARA OS OUTROS					
EU EVITO MINHAS OBRIGAÇÕES					
EU FREQUENTEMENTE TENHO TROCAS EXTREMAS OU RÁPIDAS DE HUMOR					

	<u><i>Discordo Plenamente</i></u>	<u><i>Discordo</i></u>	<u><i>Nem concordo nem discordo</i></u>	<u><i>Concordo</i></u>	<u><i>Concordo Plenamente</i></u>
EU USO PALAVRAS DIFÍCEIS					
EU NÃO ME IMPORTO EM SER O CENTRO DAS ATENÇÕES					
EU SINTO AS EMOÇÕES DOS OUTROS					
EU SIGO CRONOGRAMAS					
EU ME ALTERO FACILMENTE					
EU PASSO TEMPO REFLETINDO SOBRE AS COISAS					
EU SOU QUIETO NO MEIO DE ESTRANHOS					
EU FAÇO AS PESSOAS FICAREM À VONTADE					
EU SOU EXIGENTE NO TRABALHO					
EU FREQUENTEMENTE FICO TRISTE					
EU SOU CHEIO DE IDEIAS					

Muito Obrigado pela paciência!