

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO NORTE FLUMINENSE - UENF

Raphael Ferreira Ramos

**CLASSIFICAÇÃO DO PERFIL DO CANDIDATO EM PROCESSOS SELETIVOS
UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**CAMPOS DOS GOYTACAZES - RJ
DEZEMBRO - 2017**

Raphael Ferreira Ramos

**CLASSIFICAÇÃO DO PERFIL DO CANDIDATO EM PROCESSOS SELETIVOS
UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

"Dissertação apresentada ao Centro de
Ciência e Tecnologia da Universidade
Estadual do Norte Fluminense, como
parte das exigências para obtenção do
título de Mestre em Engenharia de Pro-
dução".

CAMPOS DOS GOYTACAZES - RJ
DEZEMBRO - 2017

FICHA CATALOGRÁFICA

Preparada pela Biblioteca do CCT / UENF

14/2018

Ramos, Raphael Ferreira

Classificação do perfil do candidato em processos seletivos utilizando redes neurais artificiais / Raphael Ferreira Ramos. – Campos dos Goytacazes, 2017. 79 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) -- Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro. Centro de Ciência e Tecnologia. Laboratório de Engenharia de Produção. Campos dos Goytacazes, 2017.

Orientador: Geraldo Galdino de Paula Junior.

Coorientador: Annabel Del Real Tamariz.

Área de concentração: Pesquisa operacional.

1. CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES 2. REDES NEURAIS (COMPUTAÇÃO) 3. PERSONALIDADE 4. PESSOAL – SELEÇÃO E ADMISSÃO I. Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro. Centro de Ciência e Tecnologia. Laboratório de Engenharia de Produção II. Título

CDD 658.31124

Raphael Ferreira Ramos

**CLASSIFICAÇÃO DO PERFIL DO CANDIDATO EM PROCESSOS SELETIVOS
UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

"Dissertação apresentada ao Centro de Ciência e Tecnologia da Universidade Estadual do Norte Fluminense, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção".

BANCA EXAMINADORA

Prof. Adelson Siqueira Carvalho, D.Sc - IFF

Prof. Leonard Barreto Moreira, D.Sc - Femass

Prof^a. Annabell Del Real Tamariz, D.Sc. - UENF (Coorientadora)

Prof. Geraldo Galdino de Paula Junior, D.Sc - UENF (Orientador)

*"Somos quem podemos ser, sonhos que
podemos ter."
Humberto Gessinger*

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me ouvido e sustentado durante todo mestrado, sem ele nada disso estaria acontecendo.

Meus pais, por me incentivarem e cobrarem nos momentos certos. Por terem me educado e feito todo sacrifício do mundo para que eu atingisse meus objetivos. Essa vitória é mais de vocês que minha.

Agradeço ao Prof. Dr. Geraldo Galdino de Paula Junior, por ser mais que um orientador, mas sim um grande amigo durante toda essa jornada. Sem seu auxílio essa estrada seria mais tortuosa do que já foi. De forma tão especial quanto, agradeço a minha coorientadora, Prof. Dr. Annabell Del Real Tamariz, por me estar comigo há mais de 10 anos e ter me ajudado tanto.

Minha namorada, Carla, por ter paciência nos momentos de atribulações e sempre me ajudar quando precisei. Ao meu amigo Bruno Sacre, pelos conselhos e por garantir a conclusão deste sonho.

Agradeço aos professores do curso, em especial, ao Prof. Dr. Manuel Antonio Molina Palma, por ser mais que um professor e me ajudar de forma direta na conclusão do mestrado. Agradeço também ao funcionário Rogério Castro, por realizar seu trabalho de forma tão competente e ter me auxiliado nos momentos conturbados.

Aos meus grandes companheiros, Gustavo Antônio e Saulo Jardim, que estiveram presentes durante todo curso e agora são amigos para vida.

Por fim agradeço aos membros da banca, que irão disponibilizar seu precioso tempo na leitura e crítica deste trabalho. Obrigado!

RESUMO

Em um mercado tão competitivo quanto atualmente, cada fatia disponível do mercado é disputada pelas empresas. Nesse cenário, funcionários qualificados e que se identificam com a cultura da empresa são uma das melhores formas de tornar as companhias competitivas. Com grande oferta de mão de obra, encontrar o funcionário ideal é a principal tarefa dos processos seletivos. O funcionário ideal além de possuir qualificação técnica, também precisa possuir uma personalidade compatível com o que a empresa deseja. Este trabalho visa desenvolver uma Rede Neural Artificial (RNA) que auxilie psicólogos e profissionais na classificação do perfil de candidatos em processos seletivos. Para classificação dos padrões foram utilizados os traços de personalidade *Big Five*, que são uma das medidas de personalidade mais utilizadas na Psicologia. A RNA foi desenvolvida utilizando o framework Encog, uma API muito utilizada para inteligência artificial. Os resultados apontam que utilizando uma RNA é possível classificar o perfil dos candidatos em processos seletivos sem utilização de cálculos e tabelas normalmente utilizadas.

Palavras-chave: Classificação de padrões; Redes neurais artificiais; personalidade; processos seletivos.

ABSTRACT

Currently, with such a competitive market each slice available in the market is disputed by the companies. In this scenario, skilled employees who have identification with the company culture are one of the best ways to make companies competitive. With a great supply of labor, finding the ideal employee is the main task of selective processes. The ideal employee besides possessing technical qualification, also needs to have the profile that the company wishes. This work proposes the development of an Artificial Neural Network (ANN) that helps psychologists and professionals in the classification of the profile of candidates in selective processes. In the classification of patterns, personality traits *Big Five* were used, which are one of the most used personality measures in Psychology. The RNA was developed using the Encog framework, an API used for artificial intelligence. The results indicate that using an RNA it is possible to classify the profile of the candidates in selective processes without using calculations and tables normally used.

Keywords: Classification of pattern; Artificial neural networks; personality; selective processes.

Lista de Figuras

2.1	Neurônio biológico (GUYTON; HALL; GUYTON, 2006).	34
2.2	Modelo básico de neurônio artificial (HAYKIN, 1999).	36
2.3	Fronteiras de classificação linear e não linear (BENITE, 2003).	36
2.4	Funções de ativação (HAYKIN, 2001).	37
2.5	Diagrama de blocos de um sistema com aprendizado supervisionado. Adaptado de Iyoda (2000).	43
4.1	Imagens dos aplicativos Android e iOS.	53
4.2	Estrutura dos usuários no Firebase	53
4.3	Estrutura das respostas no Firebase	54
4.4	Doze respostas de usuários que são utilizadas na RNA.	56
4.5	Tela de configuração do Encog.	57
4.6	Arquivos gerados pelo Encog.	58
4.7	Arquivos gerados pelo Encog.	59
4.8	Saídas da RNA.	59
4.9	Intervalos utilizados, média e desvio padrão das entradas.	60
4.10	Configuração da RNA.	60
4.11	Estrutura da RNA.	61
4.12	Configuração da RNA.	61
4.13	Camadas da RNA.	61

Lista de Tabelas

2.1	Modelo tradicional e novas tendências Schirigatti e Kasprzak (2007).	18
2.2	Técnicas de seleção mais utilizadas (FAISSAL et al., 2015).	19
2.3	Fatores e facetas do modelo dos cinco grandes fatores. Adaptado (ARAÚJO, 2014).	29
4.1	Escala Reduzida de Descritores de Personalidade (RED5) (NATIVIDADE; HUTZ, 2015).	51
4.2	Denominações para as médias	55
4.3	Quantidade de fatores relevantes encontrados na captura de dados	62
4.4	Acertos da RNA	63
4.5	Quantidade de fatores relevantes gerados pelo algoritmo.	64
4.6	Acertos da RNA	65

Lista de Siglas e Abreviaturas

API - Application Programming Interface

APPS - Aplicativos

EBS - Bem-Estar Subjetivo

CGF - Cinco Grandes Fatores

CSV - Comma-Separated Values

EGB - Encog Binary Format

GI - Gerenciamento de Impressão

GUI - Graphical User Interface

IA - Inteligência Artificial

RH - Recursos Humanos

RNA - Redes Neurais Artificiais

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Contextualização	12
1.2	Justificativa	15
1.3	Objetivo	16
1.4	Estrutura do Trabalho	16
2	Referencial teórico	17
2.1	Recrutamento x Seleção	17
2.2	Processo seletivo	17
2.2.1	Etapas	20
2.3	Outras formas de seleção ou recrutamento	24
2.4	Gestão de pessoas	25
2.4.1	Agregar talentos	25
2.5	Personalidade	26
2.5.1	Modelo dos cinco grandes fatores	27
2.6	Inteligência artificial	31
2.7	Redes Neurais Artificiais	31
2.7.1	Histórico	32
2.7.2	Analogia biológica	33
2.7.3	Ativação neural	35
2.7.4	Arquiteturas	37
2.7.5	Redes neurais artificiais na classificação de padrões	38
2.7.6	Razões para a utilização de redes neurais artificiais	38
2.7.7	Paradigmas de aprendizagem	40
2.7.8	Aplicações	45
3	Materiais e métodos	47
3.1	Avaliação psicológica	47
3.2	RNA	48
3.2.1	Aquisição de dados experimentais	48
3.2.2	Desenvolvimento da RNA	48
3.2.3	Estrutura da pesquisa	48
4	Desenvolvimento da RNA	50
4.1	Instrumento para classificação da personalidade	50
4.1.1	Cálculo das Médias dos Cinco Grandes Fatores	51

4.2	Aquisição de dados	52
4.3	Modelagem da Rede Neural Artificial	56
4.3.1	Encog	56
4.4	RNA com dados reais	62
4.5	RNA com dados gerados	63
5	Conclusões e Considerações Finais	66
5.1	Conclusão	66
5.2	Trabalhos futuros	68
	Referências	70

Capítulo 1

Introdução

O capítulo 1 apresenta o tema desta dissertação: Classificação do perfil do candidato em processos seletivos. Seguido da contextualização, objetivos, justificativa e estrutura do trabalho.

1.1 Contextualização

As organizações estão sempre investindo e se renovando na busca por maior qualidade em seus serviços ou produtos. Essa renovação é motivada por grandes pressões que norteiam o meio empresarial, dentre elas, mudanças para acompanhar o crescimento do mercado, criando assim, uma alta competição entre as empresas.

Nesse cenário, as estratégias organizacionais não garantem qualquer tipo de sucesso por si só, é necessário que os funcionários estejam engajados e sejam competentes na execução e evolução dos projetos.

Silveira e Paixão (2017) sugerem que as premissas de valorização à habilidade humana e ao capital intelectual são estratégias importantes para as organizações. E resalta que a conciliação dos interesses dos funcionários com as organizações gera, para o funcionário, satisfação do trabalho e para as empresas, a viabilidade de estratégias e objetivos corporativos.

Encontrar profissionais comprometidos, qualificados e que se adéquem a cultura da empresa é um grande desafio para os recursos humanos (RH) das companhias. Um profissional comprometido, mas sem qualificação, pode ser tão prejudicial quanto um funcionário qualificado e sem comprometimento, ou até mesmo, um empregado pode deixar de se comprometer com a empresa por não se adequar a cultura da mesma. Portanto, no processo de recrutamento e seleção, encontrar candidatos comprometidos e com boas qualificações é indispensável para o bom desempenho da organização.

É consenso entre os gestores que as pessoas são os recursos mais essenciais para o bom desempenho das empresas. Independente do tamanho da organização empre-

sarial, comprometimento e criatividade são características fundamentais por partes dos funcionários.

Em um ambiente tão concorrido, recrutar e selecionar os melhores candidatos tornou-se estratégia vital para o futuro das organizações. Chiavenato (2008a) afirma que as pessoas e as organizações não nasceram juntas e que cada um possui a sua própria escolha. Para essa escolha ser recíproca existem inúmeros fatores. Além do conhecimento técnico o candidato precisa compartilhar as mesmas ideias e visão da empresa, para assim, evitar problemas futuros na organização.

Cuervo (2015) reforça que uma seleção de candidatos para ser bem sucedida, precisa estar organizada e avaliar aspectos importantes, como: descrição da vaga, perfil e qualificação do candidato, comportamento e se os valores e cultura do profissional estão alinhados com a empresa.

Por algum tempo as organizações selecionavam os indivíduos com melhor aptidão técnica. Com o passar do tempo, os melhores funcionários passaram a ser os que melhor trabalham em equipe. Atualmente as companhias procuram muito mais do que qualidade técnica ou trabalho em equipe. Segundo Cunha e Martins (2015), as empresas estão procurando pessoas que se identifiquem com a missão, visão e os valores da empresa.

Profissionais que possuem identificação com a cultura organizacional da empresa tendem a ser mais comprometidos e criativos nas resoluções dos problemas. Esses são os alvos ideais nos processos de recrutamento e seleção de novos funcionários.

Um processo de seletivo realizado com falhas compromete a produtividade e o desempenho da organização (NIEMEYER, 2012). Vários fatores podem atrapalhar um processo seletivo. Por parte da empresa contratante podemos encontrar: falta de critérios e instrumentos adequados, pouca divulgação do processo, falta de preparo do selecionador, entre outros. Por parte do candidato, inverdades podem ser contadas durante a entrevista, preenchimento de formulários e no próprio currículo. Essas mentiras e omissões podem comprometer o resultado do processo seletivo e induzir o selecionador ao erro. O resultado dessas falhas na contratação de um novo funcionário pode resultar em um colaborador que não compactua com as visões e comportamentos da organização.

Quanto mais bem elaborado o processo seletivo, maiores as chances de uma contratação ideal. A psicologia desempenha papel importante na gestão de pessoas. Neste ponto, a psicologia agrega muito valor a seleção de pessoal no universo corporativo, como bem expressa Niemeyer (2012). A psicologia utilizada na atuação de empresas recebe o nome de Psicologia Organizacional.

A Psicologia Organizacional tem sofrido mudanças que são refletidas até em sua nomenclatura, tais como: de Psicologia Industrial para Psicologia Organizacional e também para Psicologia Política do Trabalho (BORGES; OLIVEIRA; MORAIS, 2005).

De acordo com Silva e Merlo (2007) a Psicologia Organizacional possui as funções de recrutar e selecionar candidatos, treinar os funcionários, avaliar o desempenho e outras tarefas típicas de uma área de recursos humanos. Uma dessas tarefas é a avaliação psicológica do candidato, Godoy e Noronha (2005b) a definem como um processo de coleta de dados, que utiliza métodos e técnicas de investigação. Um desses métodos é o teste psicológico, que entre outras coisas, nos ajuda a definir a personalidade do indivíduo.

Existem várias formas de entender e avaliar as características individuais de uma pessoa em relação a sua personalidade. Uma das formas mais conhecidas na Psicologia é o Modelo dos Cinco Grandes Fatores, do inglês *The Big Five Personality Theory* (MC-CRAE; COSTA, 1987). Este modelo é composto por cinco dimensões, chamadas de: neuroticismo, extroversão, abertura, socialização e realização (BARDAGI; ALBANAES, 2015).

O modelo dos Cinco Grandes Fatores (CGF) classifica a personalidade de uma pessoa. Com os traços de personalidade é possível resumir, prever e explicar a conduta de um indivíduo, explicando o comportamento encontrado na pessoa, e não em determinadas situações (SILVA; NAKANO, 2011).

Os psicólogos utilizam testes para classificar a personalidade do candidato. Esses testes geralmente são questionários com perguntas para obtenção dos padrões de personalidade. Cada fator da personalidade pertence a um padrão definido pelos mais variados tipos de testes. Com as respostas dos questionários os psicólogos aplicam fórmulas matemáticas e comparam os resultados com tabelas normativas. Portanto, os traços são reconhecidos pelos padrões pré-estabelecidos em tabelas que são desenvolvidas pelos profissionais de psicologia.

Reconhecimento de padrões é o campo da ciência que possui o objetivo de classificar objetos em um determinado número de categorias ou classes observando suas características (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2008). Existem muitas técnicas para reconhecimento de padrões, entre elas a de Redes Neurais Artificiais (RNAs).

Redes Neurais Artificiais são modelos computacionais que se inspiram no sistema nervoso dos seres vivos, tendo a capacidade de realizar a aquisição e manutenção do conhecimento baseado em entradas (SOUSA, 2016). As RNAs apresentam diversas aplicações, tais como: reconhecimento de padrão, classificação, mapeamento, filtragem de sinais entre outras (CABRAL, 2017).

Utilizando o modelo CGF é possível encontrar padrões de personalidade entre os indivíduos. Com esses modelos é possível alimentar uma RNA e classificar os candidatos em processos seletivos de acordo com as necessidades das empresas. Agilizando o processo de definição de personalidade utilizado pelos psicólogos.

1.2 Justificativa

Os processos de seleção de novos funcionários são complexos e de extrema importância, já que além das qualidades técnicas a organização precisa encontrar profissionais que possuem a mesma visão da organização. Diante do avanço do mercado, a maioria das empresas não consideram só a lucratividade, mas também em realizar processos seletivos de qualidade (ANDRADE, 2009).

Ainda segundo a autora, é necessário muito cuidado no recrutamento, seleção e contratação de novos funcionários. Chiavenato (2008b) complementa com:

"as organizações escolhem as pessoas que desejam ter como funcionários e as pessoas escolhem as organizações onde pretendem trabalhar a aplicar seus esforços. Trata-se de uma escolha recíproca que depende de inúmeros fatores e circunstâncias."

Ribeiro e Bíscoli (2009) afirmam que a seleção de pessoas é realizada por meio da comparação e escolha, e necessariamente origina-se de algum critério ou padrão para que possua validade. Andrade (2009) ressalta que quanto mais técnicas utilizadas na seleção, maior o número de informações, tempo e custo operacional. A autora também afirma que um processo seletivo bem aplicado pode evitar futuras perdas de pessoas pelo insucesso do cargo.

Um processo seletivo pode ser dividido em 6 etapas: *Fonte, Triagem, Entrevista, Dinâmicas de grupo, Provas situacionais e Avaliação psicológica*. Essas etapas do processo de seleção são importantes e podem variar em cada empresa (PONTES, 2014).

Durante essas etapas, psicólogos acompanham os candidatos e realizam atividades para algum tipo de definição da personalidade dos indivíduos. Um trabalho manual e individual para cada participante. O presente trabalho propõe uma forma de automatizar esse processo, reduzindo tempo e custos com candidatos que não possuem a personalidade desejada para a empresa e oferecendo maiores oportunidades das equipes de seleção focarem nos candidatos que se encaixam no perfil da empresa.

No trabalho de Sousa (2016) é afirmado que Rede Neural Artificial (RNA) é a técnica mais aplicada em sistemas de automatização de auxílio ao diagnóstico. Portanto, foi a técnica escolhida para classificar a personalidade dos indivíduos que vão concorrer as vagas de emprego.

Essa classificação é realizada utilizando reconhecimento de padrões de personalidade propostos no modelo dos cinco grandes fatores. Essa RNA será utilizada como mais uma etapa no processo de seleção de candidatos em empresas.

1.3 Objetivo

O presente trabalho, tem como objetivo classificar a personalidade de candidatos em processos seletivos utilizando RNAs como ferramenta de apoio a decisão para psicólogos. Para tal, utiliza-se a escolha de um instrumento para teste de personalidade utilizado por psicólogos. Essa escolha é importante para validação dos resultados gerados pela RNA.

Em específico, pretende-se:

- Revisar a literatura nacional e internacional pertinente as técnicas para definição de personalidade e RNAs;
- Definir um instrumento para teste psicológico;
- Escolher uma ferramenta para reconhecimento de padrões que utilize RNAs;
- Testar a classificação de personalidade por meio de RNAs.

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho encontra-se dividido em cinco capítulos, sendo este o primeiro, onde é tratado a contextualização, objetivos e justificativa do estudo. No Capítulo 2, discute-se o referencial teórico da pesquisa, abordando as etapas de processos seletivos, personalidade de indivíduos, redes neurais artificiais e inteligência artificial. No Capítulo 3, é apresentada a metodologia utilizada no estudo. No Capítulo 4, é apresentado o desenvolvimento da RNA, abordando sua configuração, ferramentas e resultados obtidos. No Capítulo 5, apresentamos a conclusão e trabalhos futuros.

Capítulo 2

Referencial teórico

Este capítulo tem como objetivo apresentar os estudos relacionados a psicologia na seleção de perfil, redes neurais artificiais, processos de seleção e recrutamento.

2.1 Recrutamento x Seleção

Existe diferença entre recrutamento e seleção de pessoas. Ribeiro (2005) afirma que o recrutamento é um conjunto de informações que tende a aproximar candidatos com qualificação para alguma vaga disponível. O processo de seleção se caracteriza por escolher a pessoa adequada para o cargo adequado.

Apesar dos conceitos serem diferentes e apresentarem resultados finais distintos, recrutamento e processo seletivo são atividades interligadas e complementares (RICARDO; COSTA; FERREIRA, 2013). Em Milkovich e Boudreau (2000), recrutamento é definido como o processo de identificação e atração de candidatos que posteriormente poderão ser contratados para o emprego. Neste trabalho o foco é dado no processo de seleção de candidatos.

2.2 Processo seletivo

O principal objetivo de um processo seletivo é encontrar os indivíduos entre os concorrentes que possuem as melhores características para ocupação da vaga. Segundo Banov (2010), empresas e pessoas são diferentes, então buscar a pessoa certa para o lugar certo é a principal função de um processo seletivo.

Chiavenato (2008a) também confirma essa hipótese, afirmando que se as pessoas fossem iguais, não haveria necessidade de processos seletivos, mas que devido a enorme variabilidade humana, as diferenças individuais no plano físico e psicológico levam as

peças a terem comportamento, percepção das situações e desempenho de formas diferentes, com maior ou menor sucesso nas empresas.

Para Chiavenato (2009) seleção é o processo pelo qual uma empresa escolhe a pessoa que melhor cumpre os requisitos para a posição disponível considerando as condições do mercado. Uma seleção bem feita resulta em alta produtividade, retorno do investimento e ajuda a organização atingir seus planos e objetivos.

Selecionar novos funcionários é um processo contínuo na maioria das empresas. A rotatividade de pessoas ocorre inevitavelmente, abrindo novas vagas para serem preenchidas por novos funcionários externos ou até mesmo por funcionários internos (D'ÁVILA; RÉGIS; OLIVEIRA, 2010).

Pela visão de Santos, Franco e Miguel (2003), um processo seletivo busca o preenchimento do cargo pela identificação dos candidatos que apresentem o perfil mais próximo do exigido para a vaga. Empresas atribuem a seleção de pessoas como um processo importante, frequente e estratégico na busca por talentos que agreguem valor. Este processo busca a adequação do que a empresa deseja com o que as pessoas podem oferecer. O processo de seleção não é unilateral, as organizações precisam atrair candidatos dispostos a ocupar uma vaga, portanto, os candidatos também escolhem quais as empresas que querem trabalhar (CHAIM; MARTINELLI; AZEVEDO, 2012).

Segundo Minarelli (2001), no passado era comum o conceito de estar bem empregado ser sinônimo de estabilidade e uma carreira consolidada. Existia um compromisso tácito entre empregador e empregado, que envolvia a troca de segurança por fidelidade. Nos dias atuais, essa situação não é mais frequente, os ciclos de carreiras são cada vez mais curtos. Na Tabela 2.1 é apresentada as principais mudanças do modelo tradicional de trabalho com as novas tendências do mercado.

Modelo tradicional	Novas tendências
Permanência	Temporalidade
Crescimento da população	Diminuição da população
Força de trabalho monolítica	Força de trabalho flexível
Empregados em tempo integral	Empregado em tempo parcial
Paternalismo	Autoconfiança e responsabilidades
Compromisso com a empresa	Compromisso consigo mesmo
Segurança de emprego	Desenvolvimento e realização
Crescimento linear de carreira	Carreiras múltiplas
Um tempo de aprendizagem	Aprendizagem permanente
Relação vitalícia	Empregabilidade

Tabela 2.1 Modelo tradicional e novas tendências Schirigatti e Kasprzak (2007).

Snell, Bohlander e Sherman (2003) definem o objetivo geral da seleção como maximizar os acertos e minimizar os erros. Com uma seleção bem-sucedida, as organizações alcançam seus objetivos e reduzem custos.

Funcionários ideais erram menos e possuem uma maior produtividade. Um processo seletivo adequado pode evitar vários problemas internos em uma equipe, já que o profissional ideal para a vaga precisa possuir um comportamento semelhante ao restante da equipe com que ele trabalhará para obtenção de sucesso no trabalho. Um processo seletivo mal elaborado, pode resultar na escolha de um candidato errado, e trazer problemas futuros para a empresa. Um candidato não identificado com o cargo ou empresa que foi contratado pode pedir demissão em poucos meses ou cometer erros, sendo necessário um novo processo seletivo, gerando novamente custo para a organização.

Além das despesas do processo, existem custos adicionais, como: de exames médicos admissionais e demissionais, trâmites burocráticos, integração de novos funcionários, perda de produtividade e o custo de oportunidade, determinado pela não contratação de alguém que poderia ter tido sucesso (DESSLER, 2003; SNELL; BOHLANDER; SHERMAN, 2003).

Segundo Chaim, Martinelli e Azevedo (2012) um processo seletivo possui dois pontos fundamentais que são: o cargo e as competências. Esses pontos existem, pois, as empresas através dos processos de seleção buscam aumentar o seu capital humano, e a melhor maneira de conseguir um bom resultado é focando nas competências individuais. O processo de recrutamento de novos funcionários para as empresas é complexo e de extrema importância. Além das qualidades técnicas a organização precisa encontrar profissionais que possuem a mesma visão e ideais da organização.

Faissal et al. (2015) desenvolveram uma pesquisa em várias organizações brasileiras levantando as técnicas de seleção mais utilizadas. O resultado pode ser visto na Tabela 2.2:

Técnicas de seleção	Percentual (%)
Entrevista	100
Dinâmica de grupo	78
Teste de conhecimento	70
Teste situacional	70
Teste psicológico	64

Tabela 2.2 Técnicas de seleção mais utilizadas (FAISSAL et al., 2015).

Um processo seletivo pode ser dividido em seis etapas: Fonte, Triagem, Entrevista, Dinâmicas de grupo, Provas situacionais e Avaliação psicológica que serão detalhadas

na Seção 2.2.1.

2.2.1 Etapas

Existem várias combinações de etapas nos processos seletivos, neste trabalho consideraremos a seis etapas que foram mais encontradas no estudo bibliográfico.

- **Fonte** - São empresas ou banco de dados que podem disponibilizar o currículo do profissional ideal. Uma nova forma utilizada por empresas e candidatos, surgiu em 2002, com milhões de usuários o *LinkedIn*, que é uma rede social de negócios. Tornou-se uma poderosa ferramenta na contratação de bons profissionais. No trabalho de Chaim, Martinelli e Azevedo (2012) o *LinkedIn* é apresentado como a rede social mais indicada para se trabalhar com gestão de pessoas tanto para os profissionais recrutadores quanto para os profissionais que queiram estar em evidência no mercado.
- **Triagem** - É o processo onde os melhores candidatos são selecionados através de análises no currículo sobre trabalhos anteriores, históricos escolares e identificando suas habilidades. Sobre a análise de currículo Coradini e Murini (2009) afirmam que esta é uma das primeiras fases do processo de seleção. Ela é responsável por eliminar os candidatos que não cumpram os pré-requisitos desejados pela empresa.

Esta etapa é importante já que as próximas fases são direcionadas sobre os conhecimentos, habilidades e atitudes descritas no currículo. Snell, Bohlander e Sherman (2003) ressaltam que os currículos possuem informações que permitem comprovar se o candidato atende aos requisitos mínimos para a vaga ofertada. Essas informações serão a base para a formulação de perguntas na fase de entrevista.

Muitos candidatos não conseguem criar um currículo atrativo pois omitem informações importantes proporcionando uma visão irreal do candidato (CORADINI; MURINI, 2009). Outro ponto de destaque na triagem é a possibilidade de avaliar o desenvolvimento da carreira do candidato. Um currículo pode listar vários cargos com o mesmo nível de complexidade, o que indica um espaço ocupacional restrito ocupado pelo candidato mesmo que ele tenha passado por diferentes cargos (DUTRA, 2004).

- **Entrevista** - Depois de passar pela triagem, o candidato é entrevistado para aprofundamento das informações do currículo e suas aspirações. Segundo Chiavenato (2008b) a entrevista é a maneira mais direta de se obter informações sobre o comportamento do candidato e também a informação que o entrevistador procura.

Vários fatores são observados durante a entrevista, como: interesse do candidato, temperamento, comportamento, higiene pessoal, vestuário entre outros. Isto

torna a entrevista com uma das técnicas mais utilizadas em processos seletivos no Brasil e no exterior (GODOY; NORONHA, 2005a; CABLE; GILOVICH, 1998).

Além da grande utilização, as entrevistas possuem um peso considerável nas decisões. Dificilmente um candidato que se sai mal nesta etapa consegue a vaga disputada, independente de sua experiência passada e os resultados em testes (ROBBINS, 2009).

Um levantamento relacionado às entrevistas foi desenvolvido por Decenzo e Robbins (2001), e pode ser visto:

- O conhecimento anterior sobre o candidato pode distorcer a avaliação do entrevistador;
- O entrevistador muitas vezes mantém um estereótipo do que representa um "bom" candidato;
- O entrevistador muitas vezes tende a favorecer candidatos que partilham sua atitude;
- A ordem em que os candidatos são avaliados muitas vezes influencia as avaliações;
- A ordem em que as informações são obtidas influencia as avaliações;
- As informações negativas recebem um peso indevidamente alto;
- O entrevistador pode tomar uma decisão sobre a adequabilidade do candidato nos minutos iniciais da entrevista;
- O entrevistador pode esquecer grande parte do conteúdo da entrevista minutos depois de sua conclusão;
- As entrevistas estruturadas e bem organizadas são mais confiáveis;
- A entrevista é mais válida para determinar o ajuste do candidato à organização, o nível de motivação e as habilidades interpessoais.

Apesar da tendenciosidade do entrevistador, existe um outro problema que se relaciona diretamente com as ações do candidato, o gerenciamento de impressão (GI)(DECENZO; ROBBINS, 2001). GI pode ser definido como as inúmeras maneiras pelas quais um candidato busca controlar seu comportamento, valores e atributos pessoais perante outras pessoas. O *GI* se torna mais evidente durante entrevistas de seleção. Ralston e Kirkwood (1999) afirmam que todos os candidatos utilizam o *GI*, mas alguns candidatos possuem maior consciência de seu comportamento e tendem a manter um maior controle sobre as impressões demonstradas, nem sempre sendo verdadeiros.

De acordo com Chiavenato (2002) uma entrevista sofre dos seguintes males: ruído, omissão, distorções, sobrecarga e barreira que estão presentes na comu-

nicação humana. Essas limitações podem ser reduzidas com a tomada de duas providências, que são: treinamento adequado dos entrevistadores e melhor construção do processo de entrevista. Essas medidas melhoram o grau de confiança e da validade da entrevista.

- **Dinâmica de grupo** - Dinâmica de grupo são atividades para identificar o desempenho do candidato trabalhando em equipe e detectar comportamentos e competências compatíveis ao cargo pretendido pelo candidato. Rainho e Petzhold (2000) sintetiza dinâmica de grupo em alguns pontos principais: definição de problemas, promoção de ideias, planejamento, verificação e execução da tarefa. Tal tarefa pode ser aplicada em diversos ambientes, como: política, escolas, empresas e na sociedade.

Segundo Coradini e Murini (2009), inicialmente é promovido um clima de integração e harmonia entre os envolvidos. Estimula-se a uma participação ativa entre os candidatos, onde é proposto a vivência de situações semelhantes às atividades que exercerão nas vagas ofertadas. Com isso é observado as atitudes, postura, linguajar, relacionamento interpessoal, traços de personalidade, interesses e comprometimento com a tarefa. No trabalho de Pereira, Primi e Cobêro (2003), 75% dos recrutadores utilizam a dinâmica de grupo em seus processos seletivos.

Definir e discutir metas, programação adequada aos objetivos propostos, um bom clima interno, comunicação espontânea, participação de todas as pessoas do grupo, bom relacionamento entre o grupo e o facilitador da dinâmica são fatores importantes para realização de uma dinâmica de grupo eficaz (RAINHO; PETZHOLD, 2000).

- **Provas situacionais** - São simulações onde o candidato resolve problemas rotineiros que enfrentaria caso já estivesse contratado na empresa (VARELA, 2009). Além das provas situacionais outros tipos de testes podem ser aplicados, como: conhecimentos gerais e específicos, idiomas, grafológicos, testes de habilidades mentais, prova de trabalho, teste de honestidade e integridade (CORADINI; MURINI, 2009).
- **Avaliação psicológica** - Em Godoy e Noronha (2005a) avaliação psicológica é definida como um processo de coleta de dados, que inclui métodos e técnicas investigativas, como os testes psicológicos. Enquanto alguns profissionais consideram essas técnicas indispensáveis outros profissionais são absolutamente contrários. Essa controvérsia se deve ao fato de alguns profissionais utilizarem incorretamente os testes, sendo prejudicial às pessoas avaliadas.

A avaliação psicológica tem recebido muita atenção. Em relação ao Brasil é possível perceber esforços dos pesquisadores para sintetizar os conhecimentos já

existentes, além da realização de estudos a fim de comprovar ou negar pesquisas passadas (ANDRADE, 2008).

Segundo Anastasi e Urbina (2000), um instrumento psicológico, especificamente no caso de testes objetivos, é uma medida padronizada de uma amostra de comportamentos. Sua utilização abrange várias situações, como: mudanças de desenvolvimento no indivíduo, eficácia relativa de diferentes procedimentos educacionais, psicoterapia, seleção de candidatos, impacto de programas comunitários e influência das variáveis ambientais sobre o desempenho humano.

Nos processos seletivos a avaliação psicológica tem sido umas das principais ferramentas para contratação de novos funcionários para as empresas. Essa avaliação é uma tarefa desempenhada por psicólogos que utilizam testes que avaliam personalidade, atenção, desempenho, entre outras (DALBOSCO; CONSUL, 2011). De acordo com Chiavenato (2002) testes psicométricos e de personalidade apresentam duas importantes características que as entrevistas não conseguem alcançar:

- Validade: É a capacidade do teste de prognosticar corretamente a variável que se pretende medir. O teste de seleção se torna válido quando é capaz de prever o desempenho futuro da pessoa na vaga ocupada;
- Precisão: É a capacidade do teste de apresentar resultados semelhantes em várias aplicações na mesma pessoa, apresenta o menor desvio-padrão ao redor da média dos vários resultados obtidos. Um teste apresenta pouca precisão quando os vários resultados obtidos em uma mesma pessoa são diferentes e dispersos.

Crocker e Algina (1986 apud ANASTASI; URBINA, 2000) consideram dois parâmetros para medir a qualidade do teste: validade e fidedignidade (também chamado de precisão dos testes). Um teste é válido quando de fato mede aquilo que se propõe medir (ALLEN; YEN, 2001). No trabalho de Urbina (2009) é observado que validade é uma questão de grau. Segundo a mesma autora, fidedignidade é a característica que ele deve possuir de medir sem erros.

Problemas no uso de testes psicológicos

Em Noronha (2002) é apresentado os problemas mais graves e mais frequentes no uso de testes psicológicos. Problemas como: definição pouco simples do que o instrumento mede, dificuldade encontrada na habilidade do psicólogo para compreender os dados e para fazer relações entre os diversos resultados encontrados, cópia no material de testes, uso de testes inadequados para algumas situações,

não estar em sintonia com as modificações da área, não usar folhas de respostas padronizadas, não ter clareza das limitações dos instrumentos, quanto às normas, aplicação de testes por leigos, não adaptar os instrumentos para os determinados países ou regiões, não arquivar os instrumentos, não dar devido seguimento aos estudos dos testes e fazer interpretações que extrapolam o instrumento são apresentados como os problemas encontrados pela comunidade na aplicação dos testes.

Com a quantidade de problemas encontrados mostra-se que pesquisas andam sendo feitas para uma melhor padronização dos testes. Outros autores apontam que os últimos estudos partem do princípio de que a avaliação psicológica é indispensável e destacam a melhora de qualidade dos instrumentos padronizados.

Em relação a validade, Pasquali (2007) critica o conceito de validade dos testes em psicologia. O autor afirma que esse conceito tanto em psicologia quanto na educação vem perdendo o seu sentido original e não faz sentido dizer que um teste com validade de construto é válido em determinada situação e em outra não.

Segundo Andrade (2008) não existe consenso entre os autores sobre a questão da validade de construto dos testes.

2.3 Outras formas de seleção ou recrutamento

Essas etapas de seleção são muito utilizadas, e apesar de muito completas, ainda assim permitem equívocos na contratação, pois um bom currículo pode esconder características negativas do candidato, como dificuldade em trabalhar em equipe, divergência com as ideias da empresa, entre outros. No processo de triagem, formulários geralmente são disponibilizados para que os candidatos respondam suas ambições e características. Esta etapa pode ser fraudada, já que um candidato que deseja muito a vaga, mas não compactua com a missão da empresa, pode não responder verdadeiramente o questionário e se passar por outra pessoa, afim de obter o emprego.

Além das etapas padrões de um processo seletivo previamente discutidas na seção 2.2.1, outras formas de seleção estão surgindo, como: jogos eletrônicos, avaliação por redes sociais, desafios e reuniões pela internet. Snell, Bohlander e Sherman (2003) acreditam que estão surgindo novas formas de avaliação, como o *brain teaser* (quebra-cabeça), que é uma entrevista onde não existe resposta correta, o que é avaliado é criatividade e resolução rápida do problema pelo candidato. Araújo e Ramos (2002) apresentam um estudo sobre o uso da internet em empresas de recursos humanos. Neste estudo é afirmado que o recrutamento *online* é um processo que as empresas nacionais e internacionais especializadas em recursos humanos estão adotando, sendo considerado um

processo irreversível e se tornando o meio mais eficiente de contato entre empresas e candidatos. Recrutamento online também será usado por organizações e intermediários para aumentar o fluxo de informação e a interatividade para os recrutadores (KINDER, 2000).

Ferramentas computacionais são utilizadas em todas as áreas para aumento de produtividade, fortalecimento da competitividade e otimização de serviços. Nos Recursos Humanos (*RH*), esta realidade não é diferente. A *internet* vem sendo usada como ferramenta para captação de novos talentos, economizando tempo, custo e otimizando os processos de recrutamento (GONTIJO, 2005).

2.4 Gestão de pessoas

Falar de gestão de recursos humanos sem ressaltar seu caráter estratégico é praticamente impossível (PIRES; FISCHER, 2014). Segundo Coradini e Murini (2009) gestão de pessoas é a forma como os indivíduos se estruturam na orientação e gerenciamento do comportamento humano no ambiente da organização. Empresas que selecionam pessoas com as competências necessárias, comprometimento e consciência da sua importância no processo de alcançar o objetivo da organização possuem um diferencial em relação as empresas que não contratam as pessoas certas para o trabalho.

De acordo com Pires e Fischer (2014) o gestor de pessoas possui quatro papéis essenciais, que são: especialista administrativo, defensor do funcionário, agente de mudança e parceiro estratégico. Esse profissional precisa estar atento a uma série de fatores, como: mecanismos utilizados na seleção de candidatos coerentes com as exigências e valores disseminados pela organização e respeito ao ser humano. O responsável pela gestão tem a importante tarefa de decidir sobre a vida profissional das pessoas. Para essa decisão é necessário: preparo profissional, maturidade, sensibilidade e tomar a decisão correta (CORADINI; MURINI, 2009).

2.4.1 Agregar talentos

Quando se atrai e agrega talentos as empresas não estão pensando somente nas atividades presentes e nas operações, mas principalmente no futuro da organização. As empresas estão sempre contratando novos funcionários, seja para substituir ou para ampliar o quadro de pessoal em épocas de crescimento e expansão. Um recrutamento e seleção eficazes, acompanhamento contínuo do desempenho obtido e uma cultura organizacional que estimule a colaboração e troca de conhecimento são exigidos para agregação de talentos na organização (CORADINI; MURINI, 2009).

2.5 Personalidade

Vários estudos foram e são desenvolvidos sobre medidas para se definir a personalidade humana. Como o campo de investigação na área da personalidade é muito amplo, existem muitas definições para a mesma. Segundo Silva e Merlo (2007), um conjunto de padrões estáveis das dimensões afetivas, cognitivas e comportamentais dos seres humanos podem ser entendidas como personalidade. No trabalho de John e Srivastava (1999) é afirmado que o conceito de personalidade varia conforme a perspectiva utilizada. Rebollo e Harris (2006) afirmam que as características de personalidade diferem de uma pessoa para outra. Mesmo com várias definições, um aspecto comum a todas elas é o fato de considerar a individualidade de cada pessoa, ou seja, leva-se em consideração que cada pessoa é um ser único.

Com a quantidade crescente de estudos sobre a personalidade, foram criadas seis abordagens: *psicanalista*, *personalidade de traços*, *biológica*, *humanista*, *comportamental* e *a cognitiva*. É muito improvável que alguém se aprofunde em questões biológicas, interpretação do ambiente ou conflitos inconscientes. A forma mais provável de descrever uma pessoa seria através das características (traços) pessoais (NETO, 2010).

Nunes (2012) explica que a Teoria dos Traços é empregada para representar o conceito de personalidade em pesquisas de áreas tecnológicas, pois é mais fácil mensurar de forma explícita em humanos por meio de computadores. Segundo Buss (1989) os traços são homogêneos por natureza e além de serem melhores preditores de comportamento.

Pervin e John (2008) em seu trabalho demonstram que os traços de personalidade podem assumir três funções:

- Podem ser usadas para resumir, prever e explicar a conduta de uma pessoa;
- Permitem previsões sobre o comportamento futuro;
- A explicação para o comportamento da pessoa será encontrada no próprio indivíduo e não na situação.

Segundo Dalbosco e Consul (2011) um grupo de pessoas que trabalham pela mesma causa é caracterizado como uma organização. Essas pessoas precisam apresentar um perfil semelhante ao da empresa e estar em harmonia com os objetivos dessa organização. Empresas, equipes e cargos necessitam de profissionais com determinados tipos de perfis.

O objetivo deste trabalho não é definir qual perfil é melhor ou pior que outro, mas sim, determinar quais são as principais características do candidato utilizando o Modelo dos Cinco Grandes Fatores. Um candidato com determinada personalidade pode ser compatível com uma empresa, mas, completamente incompatível com outra. Com esse

intuito o objetivo é criar uma ferramenta que auxilie na escolha do candidato com o perfil escolhido pela empresa.

2.5.1 Modelo dos cinco grandes fatores

O Modelo dos Cinco Grandes Fatores (CGF) foi desenvolvido por McCrae e Costa (1987). Esse modelo também é conhecido como “*Big five*” e propõe os seguintes fatores: **neuroticismo, extroversão, abertura, socialização e realização**. Esses fatores correspondem as dimensões humanas que são encontradas de forma replicável e consistente em diversos estudos (HUTZ et al., 1998).

Em seu início, o modelo dos cinco grandes evidenciou uma descoberta empírica e sem explicações teóricas do porque esses cinco fatores representam corretamente a personalidade (GOLDBERG, 1993). Posteriormente, Costa e Crae (1992) desenvolveram um modelo explicativo que ficou conhecido como Modelo dos Cinco Grandes Fatores. Pervin e John (2008) reforçam que os CGF são vistos por vários teóricos como um modelo compreensivo dos traços de personalidade.

Block (2010) afirma que sobre os cinco grandes fatores existem diferentes visões tanto sobre a nomenclatura dos fatores como a replicabilidade do sistema em outras culturas. Segundo Nunes e Hutz (2007), embora haja várias denominações dos fatores, os traços de personalidade que os constituem e sua forma de agrupamento são compatíveis nas diferentes abordagens do modelo dos cinco grandes fatores. Os cinco fatores utilizados nesse trabalho estão presentes em Natividade e Hutz (2015).

O fator *abertura à novas experiências* se refere aos sujeitos que possuem espírito empreendedor, imaginação ativa, curiosidade intelectual e pensamento divergente. Uma pontuação baixa nesse fator demonstra que o sujeito é avesso a novos desafios e possui dificuldade em procurar algo novo. Ambiel, Noronha e Nunes (2012) reforçam que esse fator se refere à tendência em vivenciar, explorar ou realizar novas experiências de diferentes formas, interesse pelo meio cultural quando relacionada a novas vivências e interesses por atividades sociais e artísticas.

Howard e Howard (1995) definem as pessoas com alto nível de abertura como mais curiosas, criativas e questionadoras. As pessoas com baixo nível de abertura são consideradas mais rígidas e convencionais. Esse fator é referido como intelecto, mesmo não estando diretamente associado a inteligência (CARVALHO et al., 2012).

O fator *socialização* (também chamado por alguns autores de *amabilidade*) está presente em pessoas generosas, simpáticas e que são confiáveis. Uma pontuação baixa nesse fator, tende a demonstrar um indivíduo competitivo, menos socializável, divergente, vingativo, com tendências manipuladoras e cético. McCrae e Jr (2007) considera a so-

cialização uma dimensão interpessoal e atribui a pessoas com alto nível de amabilidade características como: agradáveis, amáveis, generosas, preocupadas, comprometidas, altruístas e disponíveis em ajudar outras pessoas.

Nunes, Hutz e Nunes (2013) alegam em seu trabalho que esse fator engloba comportamentos socialmente positivos, qualidade dos padrões estabelecidos em relacionamentos e o quanto um indivíduo está apto em relação ao convívio social.

No fator *Realização* (também chamado de *conscienciosidade*), o grau de controle e luta em atingir seus objetivos são suas principais características. Uma pontuação alta refere-se a pessoas controladas, organizadas, que são focadas em objetivos e autodisciplinadas. Noronha, Mansão e Nunes (2012) consideram as pessoas com alto nível de conscienciosidade como: persistentes, motivadas, trabalhadoras, pontuais e ambiciosas.

Uma pontuação baixa remete a indivíduos que são pouco cuidadosos e distraem-se facilmente nas tarefas. Howard e Howard (1995) os considera como: desleixados, negligentes e com falta de clareza de seus objetivos.

Extroversão é uma característica presente em pessoas que possuem maior poder de socialização, otimismo, amigabilidade, assertivas e amigáveis. Dessen e Paz (2010) também classificam extroversão como o grau de tolerância do indivíduo à estimulação sensorial vinda de outras pessoas e situações, além de sua capacidade de estar feliz.

Nunes e Hutz (2006) consideram comunicação, assertividade, interesse por atividade de lazer e capacidade ativa das pessoas como características presentes na extroversão. Uma pontuação alta demonstra capacidade de falar de si mesmo além da facilidade de conhecer novas pessoas. Uma pontuação baixa nesse fator é obtida por sujeitos introvertidos, que são pessoas mais reservadas e quietas.

O último dos cinco grandes fatores é o *neuroticismo*, onde uma pontuação alta é obtida por sujeitos que são emotivos, com maior possibilidade de *stress*, ansiedade, depressão, impulsividade, hostilidade e ideias irreais. Uma pontuação baixa nesse fator é obtida por indivíduos que são mais calmos e não tendem a ter relações emocionais extremas (TOMÁS, 2014; BURGER, 2007; DESSEN; PAZ, 2010). Para Hutz et al. (1998) o *neuroticismo* é um fator bem conhecido da personalidade e envolve características como afeto positivo ou negativo, ansiedade e estabilidade emocional.

Esses fatores possuem subdivisões, que são chamados de facetas e são características mais específicas dos indivíduos. Essas facetas são apresentadas na Tabela 2.3:

Extroversão	Amigabilidade
	Gregarismo
	Assertividade
	Nível de atividade
	Procura por excitação
	Animação
Socialização	Confiança
	Moralidade
	Altruísmo
	Cooperação
	Modéstia
	Compaixão
Realização	Autoeficácia
	Ordem
	Senso de dever
	Empenho
	Autodisciplina
	Prudência
Neuroticismo	Ansiedade
	Raiva
	Depressão
	Autopercepção
	Falta de moderação
	Vulnerabilidade
Abertura a novas experiências	Imaginação
	Interesses artísticos
	Emotividade
	Senso aventureiro
	Intelecto
	Liberalismo

Tabela 2.3 Fatores e facetas do modelo dos cinco grandes fatores. Adaptado (ARAÚJO, 2014).

O modelo dos cinco grandes fatores é utilizado em diversos ambientes diferentes, mas como qualquer outra abordagem, recebe críticas. Alguns autores a consideram limitada, já que faltam adjetivos para caracterização de forma real de cada um dos fatores.

Segundo a abordagem psicanalítica, os cinco grandes fatores não contemplam todos

os padrões de personalidade. Outros autores defendem que este modelo é uma “não teoria”, devido ao número elevado de possíveis explicações.

Hutz et al. (1998) demonstram que nas sociedades estudadas, as pessoas necessitam saber se em uma interação a outra pessoa presente é:

- Dominante ou submisso;
- Socialmente agradável ou desagradável;
- Responsável ou negligente;
- Imprevisível ou estável;
- Aberto a novas experiências ou desinteressado por tudo aquilo que não diz respeito à experiência do cotidiano.

Em Woyciekoski, Natividade e Hutz (2014) é apresentando um trabalho com o título de “As contribuições da personalidade e dos eventos de vida para o bem-estar subjetivo (*BES*)”. Este estudo tem como objetivo verificar o poder preditivo de características de personalidade e eventos de vida sobre o *BES*. O modelo dos cinco grandes fatores foi utilizado pois seus fatores demonstram relações significativas com o bem-estar subjetivo.

Guedes, Bezerra e Ogasawara (2014) desenvolveram um estudo sobre um método para gerar agrupamentos múltiplos alternativos não-redundantes em uma rede social online a partir de múltiplas visões. Este trabalho gera agrupamentos alternativos e não-redundantes através de uma coleção de usuários representados por dados relacionados a suas emoções, personalidades e postagens.

Um estudo sobre a adaptação dos alunos do ensino médio ao entrar no ensino superior foi desenvolvido na Universidade de Coimbra, por Tomás (2014). Onde o modelo dos cinco grandes fatores, junto com inteligência emocional e suporte social são utilizados para tentar prever de forma significativa a adaptação o ensino superior.

Outro trabalho com o modelo dos cinco grandes fatores teve foco na escolha de uma boa equipe para desenvolvimento de software. A montagem de uma equipe de desenvolvimento é um importante processo para obtenção de sucesso em um projeto. Araújo (2014) desenvolveu um trabalho afim de descobrir como os gerentes formam equipes de software em organizações públicas, seus critérios e quais são as implicações desses critérios para a composição de personalidade das equipes. O modelo dos cinco grandes foi o método utilizado para obtenção da personalidade dos participantes.

Leutner et al. (2014) examinam a relação entre o modelo dos cinco grandes fatores (*Big Five*) e vários resultados empresariais, como:

- Fundação de organizações de caridade;

- Organização de eventos;
- Mudanças nas práticas organizacionais.

Como proposta deste trabalho a classificação dos fatores de personalidade serão classificados através do uso da inteligência artificial (IA). As ferramentas que mais se destacam na IA são: Redes Neurais Artificiais (RNAs), Algoritmos Genéticos e Lógica Difusa (FILIPPETTI et al., 2000). Neste trabalho são utilizadas as *RNAs*.

2.6 Inteligência artificial

Segundo Raia (2000), o objetivo do homem de tentar reproduzir o comportamento humano através de máquinas coincide com a fase de desenvolvimento dos sistemas inteligentes. No desenvolvimento de novos computadores os projetistas desejam abandonar a arquitetura de *Von Neumann*, onde um computador é composto por uma unidade central de processamento, memória e realiza seus processos sequencialmente. Novas arquiteturas são estudadas para substituir a arquitetura de Neumann, uma das arquiteturas mais famosas é a dos neurocomputadores.

Os neurocomputadores possuem uma grande quantidade de unidades de processamento altamente conectadas, que ao contrário das máquinas de Von Neumann, são operadas paralelamente. Essa estrutura computacional é semelhante ao funcionamento do cérebro humano (BRONDINO, 1999).

Raia (2000) sugere que o cérebro humano não seja sempre superior a um computador. Como confirmação da afirmação é demonstrado o exemplo de uma operação matemática, que é realizada de maneira muito mais rápida pelo computador do que pelo cérebro humano. Já no reconhecimento de padrões o cérebro é muito mais rápido que um computador.

Haykin (1999) define o cérebro humano como um computador. Sendo composto por uma estrutura complexa, paralela, que possui a capacidade de organizar os neurônios para a execução de tarefas. Pela existência de paralelismo o cérebro é capaz de armazenar e representar o conhecimento adquirido e torná-lo minimamente acessível.

2.7 Redes Neurais Artificiais

Wiener et al. (1948) formalizaram ainda nos anos 40 a iniciativa de tratamento unificado de controle e informação nos organismos vivos e nas máquinas. Mas apenas com o surgimento dos computadores e seu alto poder de processamento foi possível o desen-

volvimento da cibernética¹. As Redes Neurais Artificiais (*RNAs*) desempenham um papel importante nesse desenvolvimento (ZUBEN, 1996).

Benite (2003) define uma *RNA* como um sistema de processamento de informações com características comuns as redes neurais biológicas presentes no sistema nervoso dos seres vivos. Haykin (1999) a define como um processador paralelamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples. Essas unidades possuem uma pre-definição natural de armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso.

O objetivo na criação das *RNAs* era construir um mecanismo que simulasse o cérebro humano: calculando, aprendendo, lembrando e otimizando. No ano em que Zuben (1996) apresentou seu estudo, os protótipos desenvolvidos naquela época ainda estavam longe de alcançar os objetivos. Mesmo distante dos objetivos, as *RNAs* vêm sendo adotadas e aperfeiçoadas em diversas áreas de atuação, sendo aplicadas a solução dos mais variados tipos de problemas, o que justifica o forte crescimento em suas atividades.

2.7.1 Histórico

Em 1943 foi publicado o primeiro estudo sobre redes neurais artificiais: *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, por McCulloch e Pitts. Este estudo é considerado como referência básica para o desenvolvimento de *RNA*. Nele foi proposto uma modelagem do neurônio artificial como uma unidade de processamento simples.

Em 1949, um neuropsicologista chamado Donald Hebb, propôs uma lei de aprendizagem específica para a sinapse dos neurônios que mostrava que a capacidade de aprendizagem das redes neurais vem de alterações na eficiência sináptica (TEES, 2003).

Uma contribuição de grande importância no estudo das Redes Neurais Artificiais foi o surgimento do modelo denominado *Perceptron*. Este modelo foi desenvolvido por Rosenblatt (1958) e era correlato ao neurônio proposto por McCulloch e Pitts, além de utilizar a lei de aprendizagem desenvolvido por Hebb.

Nos anos 60, Widrow e Hoff fizeram uma outra grande contribuição para as pesquisas na área, uma variação do algoritmo de aprendizagem do *Perceptron* (WIDROW; LEHR, 1990). Os pesquisadores aplicaram o conceito do erro médio quadrático, formando o modelo *Adaline*.

Em 1969 as pesquisas sobre as *RNAs* sofreram um grande revés. Minsky e Papert publicaram uma monografia utilizando alguns teoremas matemáticos que provavam a limitação dos modelos *Perceptron* e *Adaline*. Com tais argumentos, as pesquisas sobre *RNAs* diminuíram drasticamente nas décadas de 70 e 80 (KELEMEN, 2007).

¹Estudo dos mecanismos de comunicação e de controle nas máquinas e nos seres vivos, do modo como se organizam, regulam, reproduzem, evoluem e aprendem.

Mesmo com a redução nas pesquisas, em 1973, Malsburg (1973) apresentou um trabalho pioneiro demonstrando o princípio da auto-organização. Os trabalhos de Kohonen (1972), Reid e Frame (1975) avançaram nos estudos de modelos e métodos de convergência e mapas auto-organizados. Isto propiciou uma nova topologia para as RNAs que utilizam o aprendizado não supervisionado.

Na década de 80, os computadores avançaram consideravelmente com seu poder de processamento. Desta forma, ocorreu um novo impulso nos estudos das RNAs. Podemos destacar os estudos de Carpenter e Grossberg (1988) que introduziu o conceito de rede neural *Adaptive Resonance Theory*; Hopfield (1982) que foi pioneiro em redes recorrentes e o auge das pesquisas em Redes Neurais Artificiais foi a criação do algoritmo *backpropagation*, desenvolvido por Rumelhart et al. (1988). Esse modelo propiciou o treinamento de redes *Perceptron* Multicamadas, o que resultou em uma rede com grande poder de generalização, liberando seu uso para as mais diversas aplicações.

Segundo Nascimento (2017) dos anos 90 até o início dos anos 2000, aconteceram inúmeras aplicações práticas nos mais diversos ramos do conhecimento na área das RNAs. Haykin (1999) apresenta mais fatos históricos e detalhes em seu livro.

2.7.2 Analogia biológica

O cérebro humano é constituído por diversas unidades de processamento altamente interconectadas, que são chamados de neurônios. Uma simulação parcial do cérebro é possível devido ao conhecimento do funcionamento desses neurônios. Porém determinadas tarefas que o cérebro humano executa, ainda são pouco conhecidas (RAIA, 2000).

Os "impulsos nervosos" se propagam por uma sucessão de neurônios, um após o outro. Esta é a forma que o sistema nervoso central transmite as informações. Esses impulsos possuem funções, que são classificadas como: funções sinápticas dos neurônios (GUYTON; HALL; GUYTON, 2006).

A Figura 2.1 é um esquema de um neurônio motor anterior típico. Este neurônio é composto por três partes principais: *Corpo celular* ou *soma*, que representa a maior parte do neurônio; Um *axônio* único, que se estende a partir do corpo celular, deixando a medula espinhal e incorporando-se a nervos periféricos; e os *dendritos*, que são numerosas projeções ramificadas do corpo celular, que se estendem por no máximo um milímetro em áreas adjacentes da medula.

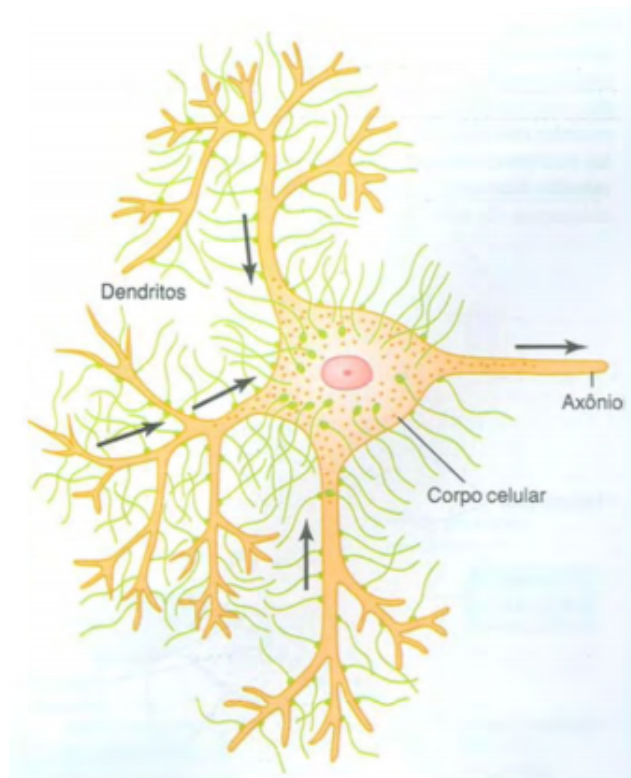


Figura 2.1 Neurônio biológico (GUYTON; HALL; GUYTON, 2006).

Segundo Benite (2003) as *RNAs* reproduzem as características desenvolvidas pelo estudo dos neurônios através de algoritmos que simulam o seu funcionamento. O autor resume o funcionamento do neurônio da seguinte forma: sinais de entrada vindo de outras células são recebidos nos dendritos, o corpo celular juntamente com os dendritos integra e processa estes sinais de entrada, em seguida a informação é conduzida ao longo do axônio para outros neurônios através das *sinapses*. Sinapses é como são chamadas as ligações entre os dendritos de neurônios diferentes.

Nos seres humanos os neurônios trabalham de forma paralela, realizando tarefas com resultados melhores que por processamento em série. Como exemplo podemos citar: modelagem, identificação de padrões, processamento de imagens e processamento de sinais (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000). Baseado nessa arquitetura paralela, as *RNAs* foram desenvolvidas simulando o funcionamento do cérebro humano através de generalizações por modelos matemáticos. Fausett (1994) demonstra as hipóteses genéricas utilizadas pelas Redes Neurais:

- Os neurônios são os elementos simples que processam as informações;
- Os sinais são transmitidos entre os neurônios através de sinapses;
- Cada sinapse possui uma ponderação, a qual é processada o sinal transmitido;

- O conjunto de ponderações é o conhecimento armazenado na rede e fica contido em uma memória distribuída;
- Neurônios são agrupados em camadas classificadas por funções semelhantes. Portanto, camadas sucessivas são criadas com intuito de realizar em cada uma dessas camadas, uma fase distinta do processamento;
- Em cada neurônio é aplicado uma função de ativação que computa seu sinal de saída.

Haykin (1999) diz que as Redes Neurais Artificiais sem assemelham ao cérebro em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede no processo de aprendizagem que é realizado em seu ambiente;
- Forças de conexão entre neurônios, chamados de pesos sinápticos, são utilizados para armazenamento do conhecimento adquirido.

2.7.3 Ativação neural

Haykin (1999) afirma que além do processamento realizado pelos neurônios serem paralelos, eles também possuem sua propagação sequencial, onde os neurônios das camadas posteriores recebem o resultado do processamento das camadas anteriores como sinal de entrada. No entanto, o sinal precisa ser forte o bastante para estimular o neurônio seguinte a continuar transmitindo o impulso, senão o processamento é interrompido.

Nas RNAs estas características são simuladas através da adoção de estado, função e limiar de ativação (BENITE, 2003). O estado de cada neurônio na rede é representado pelo estado de ativação, que pode ser ativado ou em repouso. Os valores do estado podem ser binários (0 ou 1), bipolares (-1 ou +1) ou reais, indicando o formato dos dados que a rede é capaz de processar. Os estados dos neurônios são definidos através de funções de ativações.

Timoszczuk (2004) destaca que essa análise matemática tem sua inspiração biológica, pois os neurônios presentes no cérebro emitem impulsos elétricos em resposta a estímulos. Guyon (1991) afirma que o neurônio biológico é simulado pelo neurônio artificial, com a forma, comportamento e funções. Os dendritos são simulados por entradas (x_i), os pesos (w_{ki}) simulam as sinapses neuronais e o corpo celular artificial (b_k) processa as entradas. Um neurônio artificial é representado na Figura 2.2.

O modelo básico de um neurônio é apresentado por Haykin (1999), este modelo forma a base para o projeto de Rede Neural Artificial e pode ser visto na Figura 2.2. O neurônio possui m entradas (x_m) e uma função não linear de ativação na saída $[\varphi(\cdot)]$.

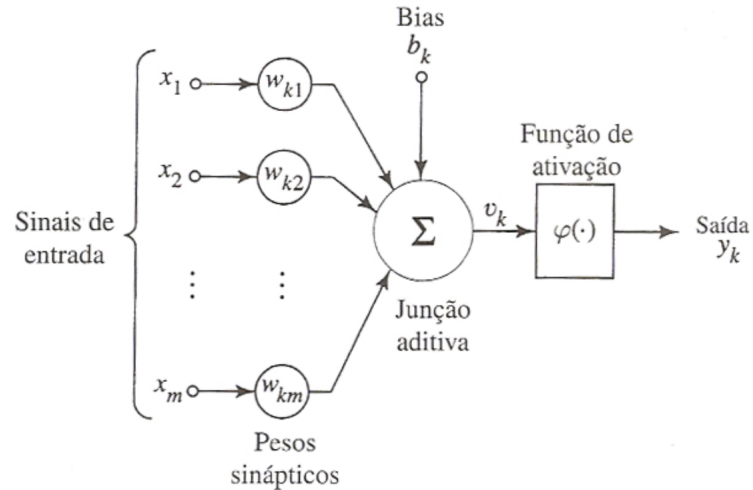


Figura 2.2 Modelo básico de neurônio artificial (HAYKIN, 1999).

Segundo Benite (2003) a principal vantagem nos modelos de RNAs em relação aos modelos lineares é a plasticidade de processamento resultante do paralelismo e da ajustabilidade das funções de ativação. O autor exemplifica essa vantagem com a Figura 2.3, onde o Gráfico A mostra a divisão entre duas classes de dados distintos pelo modelo linear. O Gráfico B mostra a divisão das classes por um modelo não linear.

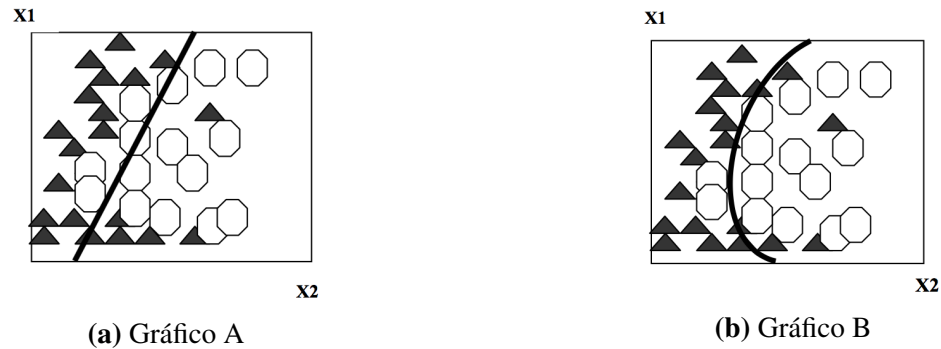


Figura 2.3 Fronteiras de classificação linear e não linear (BENITE, 2003).

As RNA são definidas como um mapeamento não linear de um vetor de espaço de entrada até um vetor de espaço de saída. Esse mapeamento é realizado através de camadas de funções de ativação, onde as coordenadas de entrada têm seus pesos somados para produção de uma saída simples, tendo o estado de ativada ou não (SELLI; SELEGHIM, 2007).

A saída de um neurônio em termos do potencial de ativação v é definido pela função de ativação $\varphi(v)$. Segundo Haykin (2001) podemos identificar três princípios básicos de funções de ativações, que são: função limiar; função linear por partes; e função sigmóide. Essas funções podem ser vistas na Figura 2.4

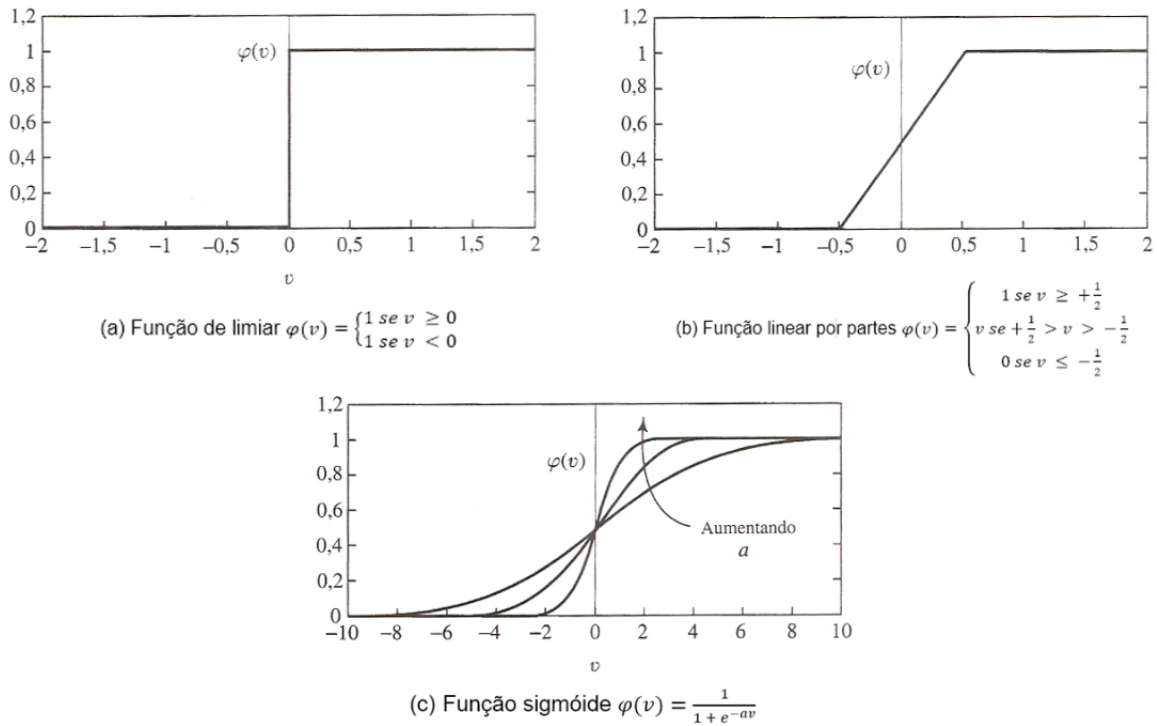


Figura 2.4 Funções de ativação (HAYKIN, 2001).

A função limiar é apropriada para sistemas binários discretos e a função sigmóide é utilizada tanto para sistemas binários quanto contínuos. Por possuir a derivada simples e ser contínua, a função sigmóide é a mais utilizada (ALTRAN, 2010).

2.7.4 Arquiteturas

Algo de fundamental importância em um RNA é a escolha da sua arquitetura. Essa escolha irá restringir o tipo de problema que a rede desenvolvida será capaz de trabalhar, considerando que o algoritmo de aprendizagem utilizado no treinamento da rede é relacionado a sua arquitetura. Número de camadas, topologia e conectividade são os parâmetros que determinam a arquitetura da Rede Neural Artificial (MOREIRA, 2002).

Por número de camadas:

- *Camada única:* Haykin (1999) a define como uma rede que possui apenas uma camada além da camada de entrada. Na camada de entrada não acontece nenhuma computação, por isso não é contada.
- *Múltiplas camadas:* Possuem mais de uma camada além da camada de entrada, as camadas intermediárias podem ser chamadas de escondidas ou do inglês *hidden* (MOREIRA, 2002).

Considerando a topologia:

- *Acíclicas*: Barreto (1999) a define como aquelas redes cujo grafo não tem ciclos. Inicia-se na camada de entrada em direção a camada de saída, com a segunda camada sendo entrada da terceira camada e assim sucessivamente. Uma rede acíclica com o incremento de camadas intermediárias é apta a aproximar qualquer função não linear, de acordo com o número de neurônios. Uma rede acíclica com uma única camada irá resolver apenas problemas linearmente separáveis (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000).
- *Cíclicas*: Segundo Barreto (1999) o grafo desta RNA possui ao menos um ciclo. A saída de um neurônio em alguma camada posterior da rede é usada como entrada de nodos (nós) em camadas de índice menor ou igual a camada que oferece a saída.

Em conectividade:

- *Totalmente conectada*: Cada nós de uma camada anterior está ligado a todos os nós da camada seguinte.
- *Parcialmente conectada*: Algumas conexões entre neurônios de camadas vizinhos estão faltando.

2.7.5 Redes neurais artificiais na classificação de padrões

Moreira (2002) sugere que o reconhecimento de padrões sempre foi uma das tarefas mais realizadas na Inteligência Artificial (IA).

O processo de identificar objetos, através da extração de características com base em dados do próprio objeto é chamado de reconhecimento de padrões (TOU; GONZALEZ, 1974 apud BARRETO, 1999). Moreira (2002) ainda ressalta que o objeto não precisa ser obrigatoriamente algo concreto, padrões de comportamento, sonoros e numéricos, entre outros, também podem ser reconhecidos.

Reconhecimento de padrões geralmente é dividido em duas etapas: pré-processamento e o reconhecimento (BISHOP, 1996). Na etapa de pré-processamento as características do objeto a ser reconhecido são retiradas. Com essas características é necessário eliminar informações inúteis e que podem atrapalhar o reconhecimento. Na etapa de reconhecimento são classificados os padrões.

2.7.6 Razões para a utilização de redes neurais artificiais

Com o alto poder computacional presente nos computadores atuais o estudo de redes neurais artificiais se tornou viável. O fato da capacidade de análise não acompanhar a

evolução no desenvolvimento de modelos de *RNAs* passíveis de implementação computacional é um problema para uma correta avaliação das potencialidades destes modelos. Essa desigualdade entre a capacidade de análise e síntese é o responsável pela definição de *RNAs* como modelos de processamento do tipo *caixa preta*. O termo *caixa preta* é utilizado porque uma *RNA* é capaz de conduzir à solução de variados tipos de problemas não lineares, sem uma interpretação adequada dos resultados ou verificação da evolução do processo adaptativo associado (ZUBEN, 1996).

Modelos estatísticos vêm sendo substituídos pelo uso de *RNAs*. Psicologia, medicina, engenharia, fonoaudiologia, pedagogia são exemplos de áreas que estão utilizando este tipo de modelo (BRONDINO, 1999). Devido a sua grande capacidade de reconhecimento e generalização, as *RNAs* fornecem estimativas adequadas, classificando o conjunto de entrada na classe em que melhor se enquadre, mesmo com falta de dados e existência de ruídos.

As *RNAs* geram estruturas de processamento de sinais com grande poder de adaptação e capacidade de representação não linear. A possibilidade de armazenamento de informações na forma de representações internas é criada pela presença de realimentação, além da introdução dinâmica no processamento (ZUBEN, 1996).

Várias questões da vida real podem ser resolvidas através das *RNAs*. Esse alto grau de aplicabilidade é resultado da capacidade de aprendizado e generalização das Redes Neurais Artificiais. Entre as principais áreas de aplicação, podemos destacar: diagnóstico, processamento de imagens diversas, reconhecimento e classificação de padrões, controle, regressão e previsão, otimização e filtragem de dados (SILVA; SPATI; FLAUZINO, 2010).

A *RNA* tem como base uma arquitetura de implementação paralela e com capacidade de generalização. Uma Rede Neural responde adequadamente a novas situações com base no aprendizado adquirido com o treinamento (LOPES, 2005).

As redes neurais artificiais são alternativas competitivas quando os métodos lineares não apresentam um desempenho satisfatório. Isso se deve principalmente à sua capacidade de representação de comportamentos não lineares arbitrários. Para uma exploração correta desta capacidade de representação, é necessário desenvolver algoritmos de treinamento. Esses algoritmos permitem tratar eficientemente o poder de adaptação presente nessas estruturas. (ZUBEN, 1996).

Segundo Zuben (1996) as seguintes características estão presentes nas redes neurais artificiais:

- Capacidade de processamento paralelo;
- Capacidade de representação distribuída, aumentando a tolerância a falhas de com-

ponentes;

- Possibilidade de implementação utilizando "hardware" analógico;
- Grande capacidade de adaptação;
- Flexibilidade no atendimento de critérios de generalização;
- Possibilidade de incorporação de poderosas ferramentas algébricas, facilitando a análise e interpretação dos resultados.

Essas características não são exclusivas das *RNAs*, estão presentes em outros modelos, incluindo modelos lineares. Um modelo não-linear, quando projetado adequadamente, é potencialmente capaz de produzir um melhor desempenho em relação aos modelos lineares. Ainda de acordo com Zuben (1996) qualquer iniciativa de explorar a maior capacidade potencial das abordagens não lineares, deve estar associada a questões práticas.

Dias e Radonsky (2003) ainda ressaltam as seguintes características que estão presentes nas RNAs:

- Aprendizado: Através de exemplos o sistema é treinado;
- Capacidade de se adaptar: Com novos dados é possível treinar novamente a rede, evitando assim mudanças em sua arquitetura para eventuais atualizações;
- Capacidade de generalização: Mesmo com falta de dados ou dados imprecisos, as RNAs podem preencher lacunas sem degradação;
- Organização: Agrupa ou organiza dados;
- Tolerância a falhas: Um nodo defeituoso não torna a rede inoperante ou até mesmo causa grandes problemas, pois o funcionamento de uma RNA é de maneira paralela;
- Imunidade a ruídos: As redes separam os ruídos das informações importantes;
- Auto-organização: As redes se auto-organizam porque possuem as regras para o aprendizado, possibilitando o auto-ajuste das conexões ponderadas em resposta a uma nova entrada ou por meio de sessões de treinamento.

2.7.7 Paradigmas de aprendizagem

A capacidade de aprendizado de uma *RNA* é sua propriedade mais importante. Esse processo da rede neural é realizado através de ajustes iterativos aplicados aos pesos sinápticos e limiares, que pode ser definido na forma de um algoritmo computacional (IYODA, 2000). Segundo Haykin (1999):

"aprendizado é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estímulo pelo ambiente no qual a rede está inserida."

O processo de aprendizagem de uma *RNA* possui a seguinte sequência de etapas:

1. A rede neural é estimulada por um ambiente;
2. A rede neural é alterada como resultado do estímulo;
3. A rede neural responde de uma maneira nova para o ambiente por causa das mudanças em sua estrutura interna.

O processo de treinamento de um neurônio artificial segue os seguintes passos:

1. Sinais de entrada $x = x_1, x_2, \dots, x_m$: temos um neurônio com m entradas, onde um sinal x_j , vindo do meio externo, conecta-se a sinapse j . Os sinais são considerados como os valores assumidos pelas variáveis de uma aplicação específica.
2. Pesos sinápticos $w = w_1, w_2, \dots, w_{km}$: onde k se refere ao neurônio em questão e j se refere ao terminal de entrada da sinapse a qual o peso está ligado. Os pesos sinápticos podem assumir valores negativos e positivos, e são utilizados para ponderar cada uma das variáveis de entrada da rede.
3. Combinador linear $\sum$: somador dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos.
4. Bias b_k : tem o poder de aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação. Os valores podem ser positivos ou negativos.
5. Potencial de ativação v_k : é o resultado da diferença entre o combinador linear e o limiar de ativação. Um valor é positivo, com $u_v > b_k$, então possui potencial excitatório. Para $u_v \leq b_k$ o potencial será inibitório.
6. Função de ativação $\varphi(\cdot)$: tem o objetivo de restringir a amplitude da saída do neurônio para um valor finito. A saída normalizada geralmente possui valores como $[0,1]$ ou $[-1,1]$.
7. Sinal de saída y_k : é o sinal que poderá ser utilizado por outros neurônios.

Podemos sintetizar os passos demonstrados pelas equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j \quad (2.1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2.2)$$

Segundo Benite (2003) o conjunto de regras e procedimentos numéricos usados na aquisição de estabilidade nos parâmetros da RNA, através das variações dos pesos das conexões é chamado de algoritmo de treinamento.

Uma Rede Neural Artificial é essencialmente caracterizada pelos padrões de suas conexões e neurônios. O treinamento da rede pode ser particionado em:

- Amostra de treinamento: Informações utilizadas efetivamente para treinar a rede, são empregadas para ajustar as ponderações das conexões entre os neurônios de cada camada;
- Amostra de validação: Verifica a consistência do aprendizado da rede;
- Amostra de teste: Controla a estimativa dos erros produzidos pela rede.

Benite (2003) reforça que as RNAs possuem a capacidade de aprendizado através de exemplos, sem que seja necessário a adoção de um algoritmo específico. Outra característica marcante é a generalização da informação aprendida, utilizado para eventos inéditos de um mesmo problema. Essas características ocorrem através da detecção de características comuns contidas em conjuntos de dados, gerando grupamentos e categorias (HAYKIN, 1999).

Existem dois tipos de aprendizado: supervisionado e não supervisionado. No aprendizado supervisionado é necessário um supervisor externo que direciona a resposta desejada. Quando não existe algum tipo de orientação externa e a rede gera representações internas dos dados a partir de regularidades estatísticas o aprendizado recebe o nome de não supervisionado. Segundo Haykin (1999) a escolha do paradigma de aprendizado depende da aplicação e as limitações referentes à topologia da rede.

De acordo com Moreira (2002), o aprendizado supervisionado é o mais frequentemente utilizado. Iyoda (2000) caracteriza aprendizado supervisionado pela presença de um "professor" externo. Esse *professor* tem a função durante o processo de aprendizado de completar a RNA com uma resposta desejada a um determinado estímulo de entrada.

Procedimentos iterativos de correção de erro são uma forma de implementação para o aprendizado supervisionado em redes neurais. Seja $s_k(n)$ a resposta desejada para um neurônio k no instante n e seja $y_k(n)$ a resposta observada para este neurônio. A resposta $y_k(n)$ é produzida por um estímulo $x(n)$ aplicado à entrada da rede da qual o neurônio k faz parte. *Sinal de erro* é definido como a diferença entre a resposta desejada e a resposta observada na saída de rede neural:

$$e_k(n) = s_k(n) - y_k(n) \quad (2.3)$$

Os parâmetros da rede são ajustados de acordo com o sinal de erro (IYODA, 2000). A Figura 2.5 apresenta um diagrama de blocos de um sistema com aprendizado supervisionado. Onde um estímulo(*vetor*) do ambiente passa pelo *professor* que possui a resposta desejada e pelo *dispositivo de aprendizado* que obtém a resposta observada, definindo assim o sinal de erro.

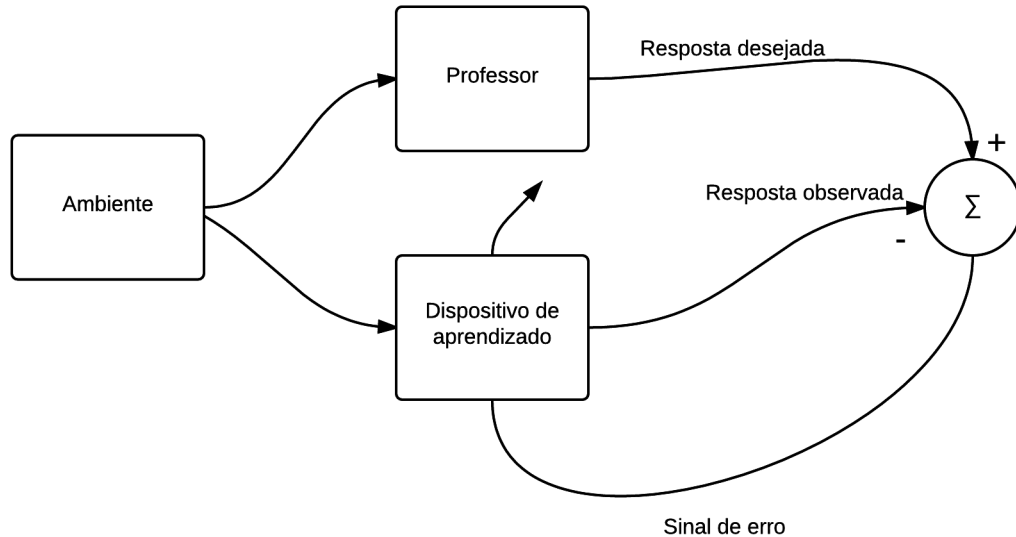


Figura 2.5 Diagrama de blocos de um sistema com aprendizado supervisionado. Adaptado de Iyoda (2000).

Moreira (2002) apresenta esse tipo de aprendizagem como:

"A rede é submetida a um conjunto de treinamento o qual possui um vetor de entrada "X" e uma saída correspondente conhecida "d", que será chamada de saída desejada. Quando a rede ainda não está treinada, ao ser submetida a "X" ela, provavelmente, irá ter como saída uma resposta "y" diferente de "d". Assim, o método de aprendizagem tem por finalidade modificar os pesos da rede de forma que aproxime a saída "y" da resposta desejada "d". "

Benite (2003) lista em seu trabalho as topologias neurais mais utilizadas de acordo com o paradigma de aprendizado adotado. Para algoritmos supervisionado temos:

- *Feedforward*: Linear, Hebbiano, Perceptron, Adaline, Multilayer perceptron (MLP), entre outras;
- *Somente classificatórias*: *Learning Vector Quantization* (LVQ) e *Probabilistic Neural Network* (PNN);

- *Somente regressão: General Regression Neural Network (GRNN);*
- *Séries de tempo recorrentes: Backpropagation through time, Elman, Finite Impulse Response (FIR), entre outras;*
- *Competitivas: ARTMAP, Fuzzy ARTMAP, Gaussian, entre outras;*

Regra *delta* e regra *delta generalizada* ou *algoritmo de retropropagação* são exemplos de algoritmos de aprendizado. Para o aprendizado das Redes Neurais existem diversos algoritmos de treinamento. Nunes (2014) afirma que o treinamento realizado de maneira supervisionada é iniciado pela introdução de um padrão de entrada do vetor x à RNA, sendo propagado para as camadas seguintes, até ser produzido uma saída y , na camada de saída. No fim deste processo, é calculado o erro de cada saída da rede, que é resultado da diferença entre a saída desejada e a saída da rede.

Neste momento, o erro é retropropagado no sentido inverso, da camada de saída, passando pelas camadas intermediárias, até a camada principal, adaptando os pesos das conexões. Um novo padrão é gerado para a RNA, repetindo o padrão para todos os padrões até atingir a convergência total.

Uma RNA do tipo retropropagação equivale-se a uma rede *feedforward* treinada com o algoritmo retropropagação e são denominadas de redes de retropropagação devido a grande popularidade desse método (ROSA, 2009).

A principal vantagem da utilização do método retropropagação é o fato de possuir uma quantidade de equações bem definidas e explícitas para a correção dos pesos na RNA (PAULA, 2007).

Fausett (1994) define o método de retropropagação em três etapas: propagação dos dados da camada de entrada para a camada de saída; o cálculo e a retropropagação relativa ao erro gerado na rede; e a correção dos pesos sinápticos.

O algoritmo de retropropagação tem como base o método do gradiente descendente, com adaptação de pesos baseado na minimização dos erros quadráticos.

Diferente do aprendizado supervisionado, o aprendizado não supervisionado não necessita de *professor*. De acordo com Barreto (1999), os pesos sinápticos não são alterados de acordo com a resposta da rede, mas sim pelos exemplos de entradas semelhantes. Desta forma a Rede Neural responde de forma semelhante.

Casos em que o reconhecimento de padrões não conhece as classes as quais as entradas são enquadradas utilizam este tipo de aprendizado. A RNA irá se adaptar de forma que consiga separar as entradas em classes. Hebbiano e competitivo são os algoritmos mais conhecidos no aprendizado não supervisionado (MOREIRA, 2002).

Topologias mais utilizadas no aprendizado não supervisionado (BENITE, 2003):

- *Competitivo*: Vector Quantization, *Conscience*, *Self-Organizing Maps* e Local Linear;
- *Adaptive resonance theory*: ART-1, ART-2, ART-3, Fuzzy ART e *Differential Competitive Learning* (DCL);
- *Dimension Reduction*: Hebbiano, Oja, Sanger, Hebbiano Differencial;
- *Autoassociação*: Linear autoassociator, *Brain State in a Box* (BSB) e Hopfield.

Este tipo de aprendizado está relacionado a topologias conhecidas como modelos auto-organizados, que são instrumentos de descoberta de conhecimento. Sua principal capacidade é de trabalhar uma base de dados sem ser obrigado a reduzir a quantidade de informação contida nos dados (BENITE, 2003).

2.7.8 Aplicações

A empregabilidade das redes neurais é diversa. Benite (2003) lista em seu trabalho alguns usos que foram apresentados durante a *IEEE International Conference On Neural Networks*:

- Sistemas híbridos;
- Inteligência Computacional;
- Neurobiologia;
- Ciência cognitiva;
- Controladores inteligentes;
- Aprendizado e reconhecimento de padrões;
- Previsão de séries de tempo;
- Economia e negócios;
- Sistemas de energia;
- Análise de movimento;
- Processamento e transmissão de sinais;
- Estimção e identificação.

O autor ainda cita as grandes áreas que são aplicados estudos com RNAs, que são: Ciências Econômicas, Ciências Contábeis e Administração. Além de trabalhos realizados em:

- Auditoria;

- Finanças;
- Recursos Humanos;
- Sistemas de Informação;
- Marketing;
- Políticas tributária;
- Entre outros.

Capítulo 3

Materiais e métodos

Este capítulo visa discutir e apresentar os métodos de pesquisa utilizados neste trabalho.

Vianna (2001) afirma que algum critério é utilizado em qualquer classificação. Relacionado à pesquisa, a classificação com base em seus objetivos gerais é bastante normal. Dessa forma é possível classificar a pesquisa em: pesquisa exploratória, descritiva e explicativa.

A pesquisa realizada neste trabalho é considerada exploratória e descritiva. Prodanov e Freitas (2013) sugerem que uma pesquisa exploratória tem como objetivo proporcionar mais informações sobre o assunto investigado e uma pesquisa descritiva é quando o pesquisador apenas descreve e registra os fatos observados sem nenhum tipo de interferência. Além disso, busca descobrir a frequência de ocorrência do fato, sua natureza, características, causas e relações com outros fatos.

3.1 Avaliação psicológica

Segundo Pervin e John (2008) o estudo da personalidade é conduzido por vários aspectos teóricos diversos. Neste trabalho, a abordagem escolhida para definição da personalidade do candidato foi a de traços. Uma versão moderna da Teoria do Traço é o Modelo dos Cinco Grandes Fatores, que tem sua origem através do acúmulo de pesquisas na área da personalidade.

No trabalho de Lounsbury, Hutchens e Loveland (2005) o modelo dos Cinco Grandes Fatores (CGF) é apresentado como uma das técnicas mais aceitas no mundo científico. Sua utilização é válida em amostras brasileiras. Vasconcelos e Tróccoli (2005 apud ANDRADE, 2008) reforça que a Teoria dos Cinco Grandes Fatores de personalidade tem subsidiado a elaboração de instrumentos de personalidade no Brasil.

Existem várias regras para validação dos testes psicológicos. Como isto não faz parte

do escopo deste trabalho, o instrumento utilizado como padrão para criação da Rede Neural Artificial foi validado no trabalho de Natividade e Hutz (2015) e possui o nome de *red5*.

3.2 RNA

Segundo Dias e Radonsky (2003) está se tornando cada vez mais frequente a utilização de sistemas computacionais de apoio à decisão médica ou de auxílio a diagnósticos. Apoiando-se na utilização de Redes Neurais Artificiais, este trabalho propõe uma alternativa aos métodos convencionais de classificação de personalidade de indivíduos. O modelo neural substitui a estatística na definição dos fatores de personalidade.

3.2.1 Aquisição de dados experimentais

Os dados foram adquiridos através de aplicativos disponíveis nas lojas virtuais da *Google* e da *Apple*. Os *apps* estão disponíveis para qualquer pessoa em território nacional (Brasil) utilizarem. Essas informações foram coletadas e utilizadas sem nenhum tipo de alteração, passaram apenas por tratamento programático para a linguagem de programação utilizada no sistema desenvolvido.

3.2.2 Desenvolvimento da RNA

Para criação da Rede Neural Artificial foi escolhido a API Encog (HEATON, 2011). A Encog possui uma comunidade ativa e permite que programadores Java ou C# experimentem uma variedade de modelos de linguagens de máquinas que utilizam uma interface simples e consistente para classificação, regressão e agrupamento (HEATON, 2015). Heaton reforça que a maioria dos modelos criados no *framework* são implementados como algoritmos *multithreads* com eficiência para reduzir o tempo de processamento.

O framework Encog possui uma estrutura interna onde os modelos são representados como *arrays* unidimensionais, protegendo o programador da complexidade do cálculo e montagem do modelo (HEATON, 2015).

3.2.3 Estrutura da pesquisa

Esta pesquisa foi desenvolvida ao longo de quatro etapas:

1. Referente a uma revisão bibliográfica, mediante a consulta em livros, artigos, dissertações e teses, tanto nacionais quanto internacionais. Com fundamentos documentados foi possível prosseguir para segunda etapa;

2. Consiste em uma pesquisa exploratória e descritiva, onde são definidas as técnicas e métodos a serem utilizados neste estudo. Modelo dos Cinco Grandes Fatores e Redes Neurais Artificiais foram técnicas definidas nesta etapa;
3. Desenvolvimento da RNA. Com as informações encontradas nas etapas anteriores foi possível iniciar a captura de dados, definição da ferramenta e modelagem da Rede;
4. Com os resultados obtidos na etapa anterior, a última fase, é caracterizada pela análise dos dados e resultados obtidos na execução da RNA.

Capítulo 4

Desenvolvimento da RNA

Neste capítulo serão demonstrados os procedimentos para o desenvolvimento da Rede Neural Artificial, abordando informações desde a captura de dados até a classificação dos fatores de personalidade.

4.1 Instrumento para classificação da personalidade

Na literatura existem diversos testes e escalas para classificação da personalidade através do modelo dos grandes cinco fatores. A escala escolhida para essa pesquisa foi criada e validada no trabalho: Escala reduzida de descritores dos cinco grandes fatores de personalidade: prós e contras (NATIVIDADE; HUTZ, 2015). Essa escala reduzida recebe o nome de *Red5* e avalia as características de personalidade na perspectiva dos cinco grandes fatores: neuroticismo, extroversão, abertura, socialização e realização.

A escala *Red5* possui vinte adjetivos ou expressões pequenas onde o participante os classifica através da escala *Likert*, o participante atribui valor um (1) quando discorda totalmente do adjetivo, subindo até sete (7) quando concorda totalmente que esse adjetivo o descreve (BOONE; BOONE, 2012). A escala pode ser vista na Tabela 4.1:

Eu sou uma pessoa...		Discordo totalmente			Nem concordo, nem discordo			Concordo totalmente
		1			4			7
1	que não gosta de mudanças	1	2	3	4	5	6	7
2	ansiosa(o)	1	2	3	4	5	6	7
3	pouco amigável	1	2	3	4	5	6	7
4	extrovertida(o)	1	2	3	4	5	6	7
5	indisciplinada(o)	1	2	3	4	5	6	7
6	simpática(o)	1	2	3	4	5	6	7
7	convencional	1	2	3	4	5	6	7
8	responsável	1	2	3	4	5	6	7
9	tranquila(o)	1	2	3	4	5	6	7
10	comunicativa(o)	1	2	3	4	5	6	7
11	desorganizada(o)	1	2	3	4	5	6	7
12	que tem curiosidade	1	2	3	4	5	6	7
13	antipática(o)	1	2	3	4	5	6	7
14	temperamental	1	2	3	4	5	6	7
15	tímida(o)	1	2	3	4	5	6	7
16	esforçada(o)	1	2	3	4	5	6	7
17	emocionalmente estável	1	2	3	4	5	6	7
18	amigável	1	2	3	4	5	6	7
19	calada(o)	1	2	3	4	5	6	7
20	aberta(o) a novas experiências	1	2	3	4	5	6	7

Tabela 4.1 Escala Reduzida de Descritores de Personalidade (RED5) (NATIVIDADE; HUTZ, 2015).

4.1.1 Cálculo das Médias dos Cinco Grandes Fatores

Após os participantes responderem as perguntas da Tabela 4.1 é preciso seguir os seguintes passos para encontrar as médias que serão utilizadas para definição da personalidade mais evidente do indivíduo:

1. Inverter pontuações dos itens ímpares;
2. Calcular a média aritmética dos itens:
 - (a) Extroversão: 4, 10, 15, 19;
 - (b) Socialização: 3, 6, 13, 18;

- (c) Neuroticismo: 2, 9, 14, 17;
- (d) Realização 5, 8, 11, 16;
- (e) Abertura: 1, 7, 12, 20.

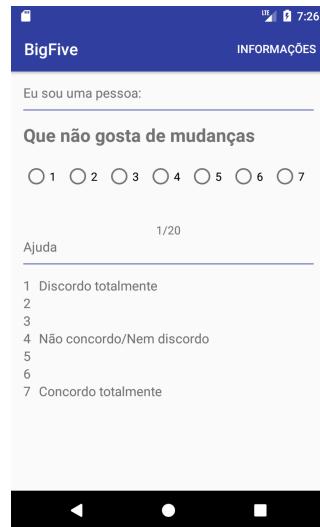
Inversões das pontuações dos itens ímpares são necessárias para definição das médias das respostas. As perguntas são salvas em vetores. Vetores na linguagem Java iniciam na posição 0 e vão até a posição $n-1$. Visualmente temos as perguntas de 1 a 20, mas, na implementação do código temos a lista iniciando em 0 e indo até 19.

É preciso considerar que os fatores estão dispostos dentro das vinte perguntas do questionário. Portanto as perguntas: quatro, dez, quinze e dezenove são referentes ao fator *extroversão*. As perguntas: três, seis, treze e dezoito são referentes ao fator *sociação*. *Neuroticismo* é referente as perguntas: dois, nove, quatorze e dezessete. Nas perguntas: cinco, oito, onze e dezesseis é possível encontrar o fator *realização*. E o último fator *abertura* é referente as perguntas: um, sete, doze e vinte.

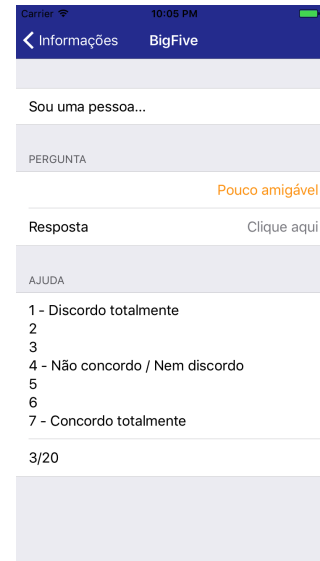
4.2 Aquisição de dados

Na revisão da literatura é possível encontrar diversas pesquisas sobre personalidade e os cinco grandes fatores, porém, em nenhum trabalho ou até mesmo em contato com os psicólogos que desenvolveram esses estudos foi possível conseguir os dados e resultados das aplicações dos testes.

Desta forma foi desenvolvido um aplicativo para dispositivos móveis com sistema operacional *Android* e *iOS*, onde os participantes responderam os vinte adjetivos da Tabela 4.1. Este aplicativo está disponível nas lojas virtuais *google play* e *app store*, com o nome de *BigFive*. As telas dos aplicativos que funcionam como questionário para os participantes podem ser vistas na Figura 4.1. Participante pode ser definido como qualquer pessoa que baixe e responda as perguntas do formulário.



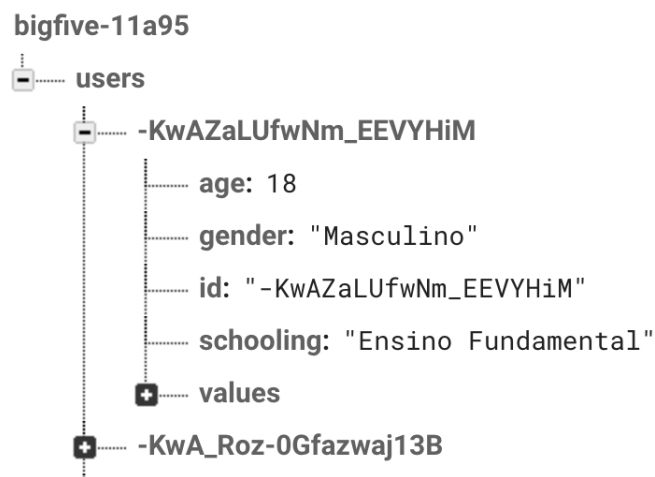
(a) App Android



(b) App iOS

Figura 4.1 Imagens dos aplicativos Android e iOS.

As respostas dos participantes são gravadas na plataforma de armazenamento em nuvem da empresa *Google*, chamada *Firebase*. Uma representação dos dados pode ser vista na Figura 4.2. Cada participante que utiliza o aplicativo recebe um **ID** automático e os dados capturados são: sexo, idade, escolaridade e as vinte respostas do questionário. Sexo, idade e escolaridade não são obrigatórios para responder a pesquisa.

**Figura 4.2** Estrutura dos usuários no Firebase

As respostas do questionário de cada usuário são salvas na estrutura da Figura 4.2. A organização das respostas pode ser vista na Figura 4.3. Cada resposta possui:

- ID: posição no vetor que corresponde a ordem que a pergunta foi efetuada, portanto,

a primeira pergunta possui ID = 0, a segunda pergunta possui ID = 1, e assim sucessivamente até a questão vinte, que possui ID = 19.

- Valor: valor da escala Likert marcada pelo participante para cada pergunta.

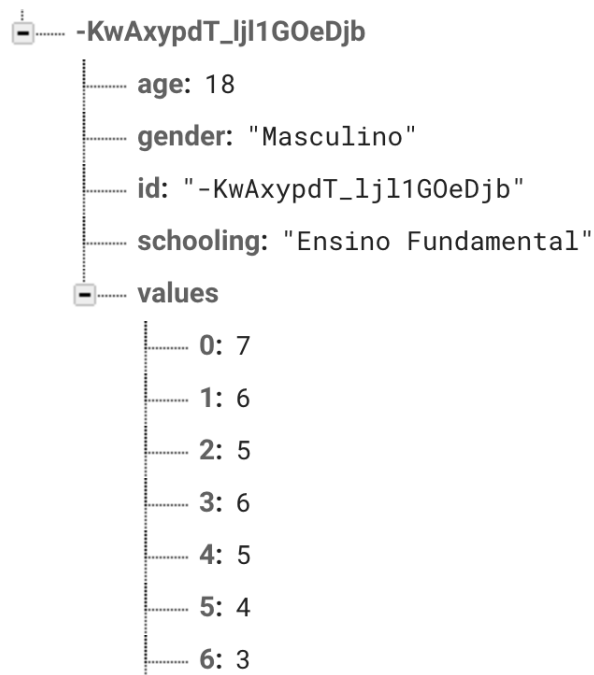


Figura 4.3 Estrutura das respostas no Firebase

Esses dados de entrada foram convertidos em listas iniciando na posição zero e indo até a posição dezenove (vinte dados de entrada). Com essa organização em listas, os dados ficam mais fáceis de serem manipulados na linguagem de programação Java.

Em posse desses dados, foi desenvolvido um software que calcula as médias e define o fator de personalidade do conjunto de respostas, gerando assim as entradas utilizadas no treinamento da RNA. Segundo o instrumento escolhido, para o cálculo das médias é necessário inverter as pontuações dos índices ímpares. Considerando o fator *Extroversão* que é representado pelas perguntas: 4, 10, 15 e 19. Em caso de uma resposta: 7, 6, 1 e 2 com a inversão teríamos: 7, 6, 7, 6. Pois os valores 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 são invertidos para 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1. Essa inversão é realizada para todos os itens ímpares de 1 a 20.

Depois da inversão podemos calcular as médias dos fatores. As médias são calculadas seguindo a seguinte regra:

1. Extroversão: 4, 10, 15, 19;
2. Socialização: 3, 6, 13, 18;
3. Neuroticismo: 2, 9, 14, 17;

4. Realização 5, 8, 11, 16;
5. Abertura: 1, 7, 12, 20.

Onde cada item listado são as perguntas do questionário de entrada de dados. Para calcular a média do fator extroversão, somamos os valores atribuídos pelos participantes aos itens 4, 10, 15 e 19 e dividimos por quatro, assim para todos os outros fatores. Como forma de desenvolvimento interno do sistema, esses números recebem o decréscimo de 1 unidade para obedecer a organização das listas que são iniciadas em zero. Portanto, o item 1 do questionário em nossa lista é o item 0. O item 2 do questionário é o item 1 em nossa lista, e assim sucessivamente.

No procedimento padrão dos instrumentos que utilizam a escada do modelo dos cinco grandes fatores da personalidade essas médias são comparadas com escalas normativas e mostram os traços de forma contínua que variam de muito baixo a muito alto. Neste trabalho o foco é no fator mais característico do indivíduo. Para isso foi criado um algoritmo que encontra o fator mais relevante entre as médias. Os cinco grandes fatores receberam denominações para baixos e altos valores que podem ser vistos na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 Denominações para as médias

	Neuroticismo	Extroversão	Abertura	Socialização	Realização
$\bar{x} \leq 2$	Estável emocionalmente	Introvertido	Fechado a novas experiências	Não amigável	Indisciplinado
$\bar{x} \geq 6$	Instável emocionalmente	Extrovertido	Aberto a novas experiências	Amigável	Disciplinado

Portanto, se o a média ($\bar{x}$) mais significativa for menor ou igual a dois o fator determinante será: Estável emocionalmente, Introvertido, Fechado a novas experiências, Não Amigável ou Indisciplinado. A média sendo maior ou igual a seis, o fator determinante será: Instável emocionalmente, Extrovertido, Aberto a novas experiências, Amigável ou Disciplinado. Se o indivíduo não possuir nenhum fator relevante, sua marcação será: Nenhum fator.

O fator resultante é encontrado pelo algoritmo e salvo junto com as respostas de cada usuário em um novo arquivo no *Firestore*. Esse arquivo é criado no formato CSV, pois é uma das formas mais comuns de entrada para RNAs e sua representação pode ser vista na Figura 4.4. Os vinte valores de cada linha representam as respostas dos usuários e a última coluna representa o fator determinante.

```

1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Instável emocionalmente
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,Estável emocionalmente
1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Extrovertido
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,Aberto a novas experiências
7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Fechado a novas experiências
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,Amigável
1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Não Amigável
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Disciplinado
1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Indisciplinado
1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Extrovertido
3.0,7.0,3.0,3.0,3.0,3.0,3.0,2.0,3.0,3.0,3.0,3.0,7.0,3.0,3.0,2.0,3.0,3.0,3.0,Instável emocionalmente
4.0,7.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,6.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,Nenhum fator

```

Figura 4.4 Doze respostas de usuários que são utilizadas na RNA.

Desta forma conseguimos identificar os fatores e gerar o conjunto de dados de entrada. Esses dados podem ser utilizados para o treinamento supervisionado da Rede. Importante frisar que a formação desse conjunto de dados deve apresentar a RNA as possíveis situações que ela encontrará da melhor forma possível, ou seja, situações que representam claramente os fatores de personalidade.

Com esse conjunto de testes de diferentes situações utilizados no treinamento é possível verificar a capacidade de generalização e adaptação da Rede Neural Artificial às respostas dos participantes.

4.3 Modelagem da Rede Neural Artificial

A criação da RNA é uma proposta alternativa na classificação do perfil do candidato, baseado em modelos que realizam funções em um menor tempo quando comparado aos métodos atuais. Sua aplicação é incentivada na possibilidade de auxiliar psicólogos no mapeamento do perfil dos candidatos em processos seletivos. Trabalhando com a identificação dos fatores é possível indicar os candidatos mais preparados para determinadas vagas, baseado no modelo dos cinco grandes fatores, que possui os seguintes fatores: neuroticismo, extroversão, abertura, socialização e realização.

Vários modelos de Redes Neurais Artificiais podem ser utilizados para reconhecimento e classificação de padrões, tais como: Perceptron de camada simples e múltiplas camadas e redes de Kohonen.

A abordagem de classificação supervisionada foi a utilizada neste trabalho. Portanto, temos duas etapas: treinamento e teste. O treinamento é o responsável pela aprendizagem da RNA. O teste é a classificação dos fatores.

4.3.1 Encog

Encog é um *framework* de aprendizado de máquina (*Machine Learning Framework*) para linguagem de programação *Java* e *.NET*. No início o Encog foi desenvolvido para suportar apenas RNAs, mas nas últimas versões o *framework* também suporta outras

técnicas de aprendizado. Esse framework foi escolhido como ferramenta na construção da RNA por ser poderoso, desenvolvido para linguagem de programação Java, documentação disponível, gratuito, muito utilizado em problemas de classificação de padrões e de fácil customização.

Segundo Heaton (2011) podemos usar o Encog programaticamente (Java ou .NET) ou através de uma interface gráfica (GUI). A opção escolhida foi pelo método gráfico, pois os resultados são mais amigáveis. Essa aplicação recebe o nome de Encog Workbench.

O framework reconhece vários tipos de extensões, como: .csv, .egb, .ega, html, jpg etc.

Neste trabalho o formato escolhido para entrada de dados foi o CSV. Como requisito do Encog, a rede neural não pode ser treinada diretamente com arquivos CSV, portanto, eles são convertidos para o tipo EGB pelo próprio framework.

Com o arquivo CSV importado para nosso projeto, foi preciso configurar os parâmetros da RNA. A configuração utilizada pode ser vista na Figura 4.5:

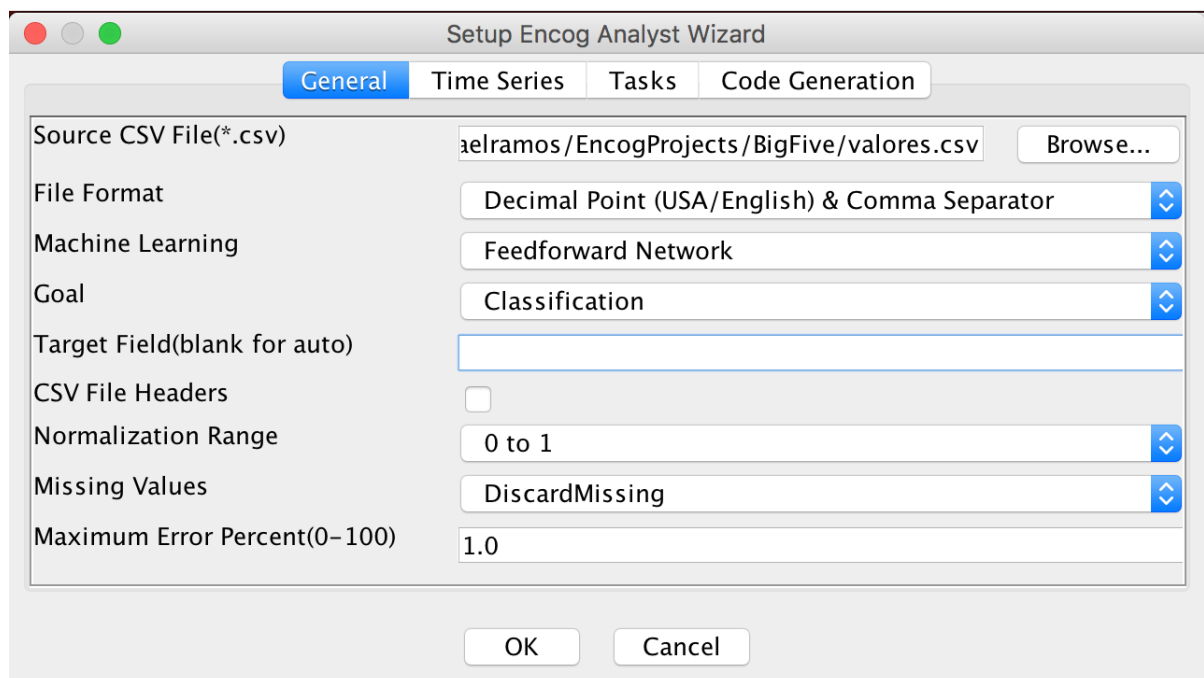


Figura 4.5 Tela de configuração do Encog.

Os passos para configuração do framework foram os seguintes:

1. Encontrar o diretório onde o arquivo CSV está armazenado;
2. Definir o formato do arquivo: números decimais e separação por vírgula como tinha sido criado previamente;
3. Tipo de aprendizado escolhido foi o Feedforward Network;

4. Objetivo foi de classificação;
5. Nenhum rótulo foi definido;
6. O arquivo CSV não possui cabeçalho;
7. Normalização variando de 0 a 1;
8. Em caso de falha, foi escolhido descartar os valores;
9. E o erro máximo foi de 1%.

A execução do arquivo passa por alguns processos e geralmente demora menos de um minuto. Segundo Heaton (2011) os processos são:

1. Randomizar - Os arquivos são organizados em uma ordem aleatória;
2. Segregar - Cria um conjunto de dados de treinamento e um conjunto de avaliação;
3. Normalizar - Normaliza os dados de acordo com o tipo de aprendizado;
4. Gerar - Gera os dados de treinamento em um arquivo EGB que pode ser usado para o treino;
5. Criar - Cria o método de aprendizagem da máquina;
6. Treinar - Treina o método de aprendizagem da máquina;
7. Avaliar - Avalia o método de aprendizagem da máquina.

O resultado da execução dessa configuração gera a saída mostrada na Figura 4.6 e os arquivos da Figura 4.7:

Overall Status:	Done.	Elapsed Time:	00:11:03
Running Task:	task-full	Command Elapsed Time:	00:00:00
Current Command Name:	evaluate	Training Iterations:	16
Current Command Number:	7 / 7	Training Error:	0,975319%
Current Command Status:	8/8 : Done processing	Training Type:	

Figura 4.6 Arquivos gerados pelo Encog.

Desses dados resultantes mostrados na Figura 4.6 podemos observar o erro de treinamento e o número de interações. O erro e número de interações sempre variam em cada execução do framework.

Os arquivos criados no final do processo são mostrados na Figura 4.7. E podem ser interpretados como:

- valores.csv - O valor bruto;
- valores.ega - O *script* do Encog;
- valores_eval.csv - Os valores avaliados;

- valores_normal.csv - A versão normalizada do arquivo valores_train.csv;
- valores_output.csv - O resultado da execução do arquivo valores_eval.csv;
- valores_random.csv - A saída aleatória da execução valores.csv;
- valores_train.csv - Os dados de treinamento;
- valores_train.eg - O método de aprendizagem da máquina que foi treinado;
- valores_train.egb - Os dados binários de treinamento.

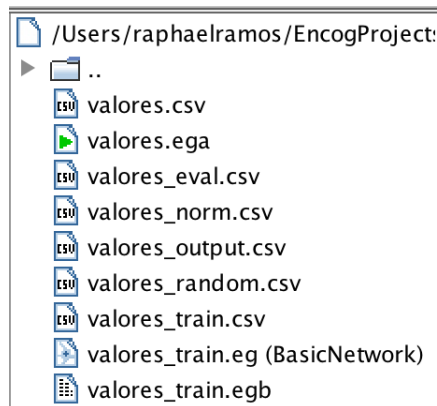


Figura 4.7 Arquivos gerados pelo Encog.

Os dados usados no treinamento não são os mesmos usados na execução da RNA, o resultado pode ser visto na Figura 4.8. O primeiro fator que aparece depois dos 20 números é o fator pré-definido e o segundo fator é o apresentado pela RNA.

```
"field:1","field:2","field:3","field:4","field:5","field:6","field:7","field:8","field:9","field:10","field:11","field:12","field:13","field:14"
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,Amigável,Amigável
2.0,3.0,4.0,5.0,3.0,4.0,2.0,5.0,4.0,3.0,4.0,6.0,5.0,3.0,4.0,2.0,3.0,4.0,3.0,7.0,Aberto a novas experiências,Aberto a novas experiências
1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,Indisciplinado,Indisciplinado
1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,1.0,7.0,Aberto a novas experiências,Aberto a novas experiências
3.0,7.0,3.0,3.0,3.0,3.0,3.0,3.0,2.0,3.0,3.0,3.0,3.0,7.0,3.0,3.0,2.0,3.0,3.0,3.0,Instável emocionalmente,Introvertido
1.0,7.0,6.0,4.0,3.0,2.0,4.0,3.0,4.0,3.0,2.0,3.0,7.0,3.0,2.0,3.0,4.0,3.0,1.0,3.0,Não Amigável,Introvertido
7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,7.0,6.0,5.0,6.0,Nenhum fator,Extrovertido
4.0,7.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,4.0,Nenhum fator,Amigável
```

Figura 4.8 Saídas da RNA.

Os intervalos utilizados pela RNA foram retirados do software ENCOG API e podem ser vistos na Figura 4.9:

Name	Class?	Complete?	Int?	Real?	Max	Min	Mean	Standard Deviation
field:1	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,58621	1,97427
field:2	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,10345	2,07356
field:3	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,75862	1,81289
field:4	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,13793	2,06321
field:5	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,03448	2,07585
field:6	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,06897	1,92857
field:7	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,65517	1,76705
field:8	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,79310	1,80763
field:9	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,13793	2,06321
field:10	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,82759	1,87670
field:11	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	3,13793	2,19284
field:12	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,89655	1,90000
field:13	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,86207	1,88870
field:14	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,75862	1,83181
field:15	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,48276	1,63202
field:16	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,79310	1,84539
field:17	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,93103	2,08328
field:18	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,86207	1,94270
field:19	No	Yes	No	Yes	6,00000	1,00000	2,44828	1,56660
field:20	No	Yes	No	Yes	7,00000	1,00000	2,93103	2,11613
field:21	Yes	Yes	No	No	0,00010	-0,00010	0,00000	0,00000

Figura 4.9 Intervalos utilizados, média e desvio padrão das entradas.

A Figura 4.10 apresenta a configuração da RNA, retirada do software ENCOG. A máquina de aprendizado é do tipo feedforward e os neurônios recebem a função de ativação sigmóide que é muito comum em redes do tipo feedforward.

Type	feedforward
Architecture	20:B->SIGMOID->30:B->SIGMOID->10

Figura 4.10 Configuração da RNA.

A API do Encog ainda nos oferece a visualização da estrutura RNA, que pode ser vista na Figura 4.11:

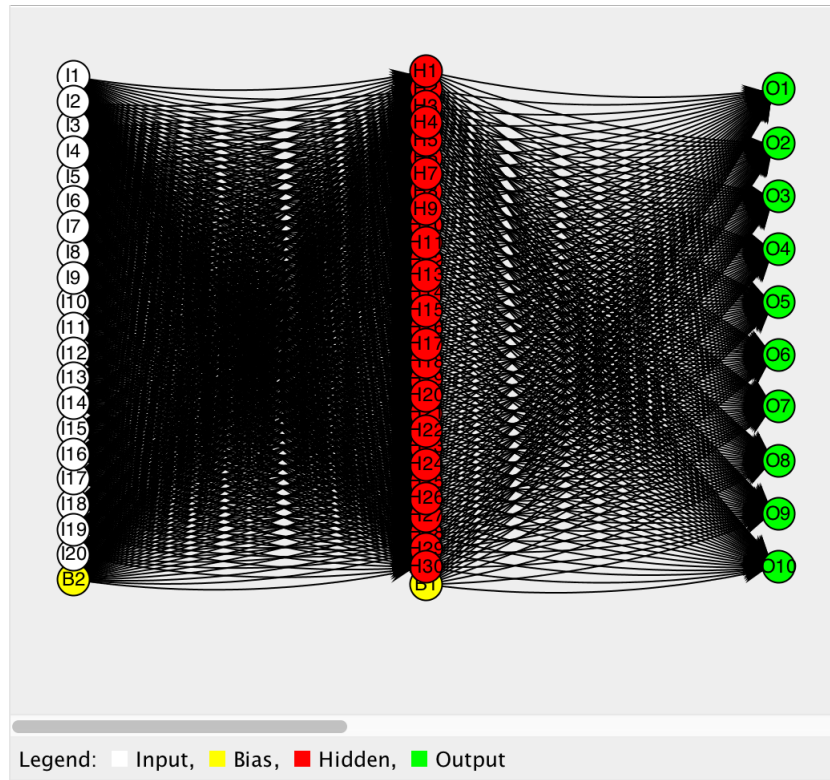


Figura 4.11 Estrutura da RNA.

Na Figura 4.11 é possível observar a quantidade de entradas e saídas de neurônios. Esses valores são reforçados na Figura 4.12:

Input Count	20
Output Count	10
Encoded Length	940
Resettable	true
Context	true

Figura 4.12 Configuração da RNA.

As camadas podem ser vistas na Figura 4.13:

Layer #	Total Count	Neuron Count	Activation Function	Bias	Context Target Size	Context Target Offset	Context Count
1 (Output)	10	10	ActivationSigmoid	0,0000	0	0	0
2	31	30	ActivationSigmoid	1,0000	0	0	0
3 (Input)	21	20	ActivationLinear	1,0000	0	0	0

Figura 4.13 Camadas da RNA.

4.4 RNA com dados reais

Os dados adquiridos até o dia 21 de outubro de 2017 podem ser separados da seguinte forma:

Fatores	Quantidade
Extrovertido	12
Introvertido	14
Aberto a novas experiências	11
Fechado a novas experiências	11
Amigável	23
Não amigável	7
Disciplinado	13
Indisciplinado	13
Emocionalmente instável	13
Emocionalmente estável	15
Nenhum fator	42
Total	174

Tabela 4.3 Quantidade de fatores relevantes encontrados na captura de dados

No processo de aquisição de dados nos aplicativos, 174 dados foram capturados. Desses 174 dados, 75%, foram utilizados no treinamento e 25%, utilizados na validação da Rede. A RNA foi treinada com o erro de 0,999984%. Com essa amostragem, a taxa de acerto pode ser vista na Tabela 4.4:

Fatores	Quantidade	Quantidade de acertos	Porcentagem de acertos
Extrovertido	4	1	25%
Introvertido	5	3	60%
Aberto a novas experiências	3	1	33%
Fechado a novas experiências	3	1	33%
Amigável	7	2	29%
Não amigável	1	0	0%
Disciplinado	3	1	33%
Indisciplinado	3	2	66%
Emocionalmente instável	3	0	0%
Emocionalmente estável	4	0	0%
Nenhum fator	8	2	25%

Tabela 4.4 Acertos da RNA

A RNA obteve uma taxa de acerto muito baixa. Para os fatores: não amigável, emocionalmente estável e emocionalmente instável a taxa de acerto foi de 0%. Os fatores: extrovertido e nenhum fator, obtiveram 25% de acerto. O fator amigável obteve 29%. Os fatores: aberto a novas experiências, fechado a novas experiências e disciplinado conseguiram uma taxa de acerto de 33%. O fator introvertido atingiu 60% de acerto e o fator com maior taxa de acerto foi o indisciplinado, com 66%.

Em uma pequena amostra de dados a quantidade de acertos não foi proporcional a quantidade de dados treinados daquele fator. Uma outra experiência é realizada na Seção 4.5.

4.5 RNA com dados gerados

Um algoritmo em Java foi construído para geração de valores aleatórios de entrada de dados. Esses valores simularam milhares de alternativas na marcação do formulário *red5*. Dessas milhares de entradas, foram retiradas 200 dados para cada fator. Resultando em uma base de dados de 2200 dados. A distribuição dos dados pode ser vista na Tabela 4.5:

Fatores	Quantidade
Extrovertido	200
Introvertido	200
Aberto a novas experiências	200
Fechado a novas experiências	200
Amigável	200
Não amigável	200
Disciplinado	200
Indisciplinado	200
Emocionalmente instável	200
Emocionalmente estável	200
Nenhum fator	200
Total	2200

Tabela 4.5 Quantidade de fatores relevantes gerados pelo algoritmo.

Desses 2200 dados, 75%, foram utilizados no treinamento e 25%, utilizados na execução da Rede. A RNA foi treinada com o erro de 0,999812%. Com essa amostragem, a taxa de acerto pode ser vista na Tabela 4.6:

Fatores	Quantidade	Quantidade de acertos	Porcentagem de acertos
Extrovertido	46	44	96%
Introvertido	63	60	95%
Aberto a novas experiências	52	47	90%
Fechado a novas experiências	41	41	100%
Amigável	62	53	85%
Não amigável	47	46	98%
Disciplinado	45	43	95%
Indisciplinado	58	56	96%
Emocionalmente instável	38	29	76%
Emocionalmente estável	54	53	98%
Nenhum fator	45	11	25%

Tabela 4.6 Acertos da RNA

Os 551 dados avaliados representam os 25% dos dados retirados para avaliação. A RNA obteve uma taxa de acerto muito alta. Para o fator: nenhum fator, a taxa de acerto foi de 25%. O fator instável emocionalmente obteve 76%. O fator amigável atingiu 85% de acerto. Apenas esses três fatores ficaram abaixo de 90%. O fator aberto a novas experiências alcançou 90% de acerto. Os fatores: disciplinado e introvertido atingiram 95% e os fatores: extrovertido e indisciplinado, obtiveram 96%. Os fatores: não amigável e estável emocionalmente obtiveram 98% e o fator fechado a novas experiências atingiu 100% de acerto.

As taxas de acertos atingiram um valor considerável, maiores considerações são vistas no Capítulo 5.

Capítulo 5

Conclusões e Considerações Finais

Neste Capítulo são apresentadas as considerações sobre a pesquisa e as sugestões para avanços no futuro.

5.1 Conclusão

Com o aumento da competição entre as empresas, as pessoas se tornaram uma das mais poderosas armas para se obter algum destaque no mercado. Além da valorização dos funcionários e ambiente de trabalho, recrutar e selecionar novas mentes passaram a ser fases de extrema importância para o sucesso de uma organização. Este processo ainda é muito burocrático e falho, mas vem avançando com novas soluções constantemente.

No processo de seleção, a avaliação psicológica é uma de suas fases, psicólogos tentam descobrir a personalidade dos candidatos através de dinâmicas de grupo e entrevistas. Diversas técnicas, instrumentos e profissionais são utilizados neste processo.

Existe muito debate entre os psicólogos sobre validação dos instrumentos, eficácia e até mesmo se é possível medir a personalidade através dessas técnicas. No meio desse debate existe pouco espaço para avanços no estudo da personalidade utilizando meios tecnológicos e pouco consenso na validação dos testes realizados no Brasil.

Este campo de pesquisa é muito amplo e possui muitas ramificações. Um teste psicológico consolidado no exterior pode não funcionar no Brasil, e o contrário também é verdadeiro, por isso, os testes precisam ser adaptados as características do lugar. Avaliar ou validar estes testes não faziam parte do escopo deste trabalho, portanto, foi escolhido um teste com uma escala reduzida e que possui validade no país.

O *red5*, que foi o teste escolhido, possuía as características perfeitas para aplicação da Rede Neural Artificial: Apenas vinte questões, o que facilitaria para que mais pessoas respondessem o questionário e proporcionasse uma análise mais simples dos fatores;

Utilizar o modelo dos cinco grandes fatores, que são as medidas de personalidade mais aceitas pelos pesquisadores e a escolhida para esse trabalho; Outro fator importante para sua escolha, foi o teste ter sido desenvolvido em uma universidade nacional e suas regras estarem dispostas na internet.

Na aplicação de testes, os psicólogos precisam aplicar os questionários, fazer os cálculos das médias, comparar com tabelas normativas e avaliar se o perfil do candidato corresponde com o que a empresa busca naquela vaga. O desenvolvimento do estudo deste trabalho visa automatizar o processo dos psicólogos através da classificação de padrões baseados em dados pré-adquiridos. Esses dados são resultados dos testes já desenvolvidos de forma tradicional. Baseado nesses resultados a RNA encontra um padrão para as respostas e passa a classificar os fatores automaticamente.

A construção da RNA foi facilitada com a utilização do framework Encog, que além de possuir uma integração muito simples com o resultado dos aplicativos desenvolvidos para coleta de dados, também realiza toda modelagem e cálculos da Rede, além de fornecer todas as informações necessárias dos resultados. Foi possível perceber que apesar de não necessitar de nenhuma lógica no algoritmo para classificação dos padrões, o que torna possível generalizar a aplicação da rede para outros fatores sem a necessidade de intervenção no código, a RNA só obtém resultados satisfatórios com uma grande quantidade de dados de entrada. Esses dados são utilizados tanto para treino quanto para execução da RNA. No decorrer do trabalho ficou claro que uma RNA produz resultados cada vez melhores à medida que mais informações são inseridas no processo de aprendizagem.

Nos testes realizados, uma RNA com menos de 200 dados de entrada, obteve 66% na melhor taxa de acerto de um fator. Essa mesma rede conseguiu ter 0% de acerto para três fatores. Com mais de 2000 dados de entrada, a RNA obteve muito sucesso na classificação. Apenas o fator: nenhum fator, atingiu 25%, coincidentemente, o mesmo resultado obtido na Rede Neural Artificial com poucos dados de entrada. Este valor baixo pode ser justificado por esse fator ser o com mais combinações possíveis, necessitando de mais dados para treinamento. A segunda Rede treinada conseguiu atingir mais de 90% de acerto para oito fatores e 100% de acerto para o fator: fechado para novas experiências.

Com o treinamento completo, a RNA se torna capaz de fornecer saídas desejadas para entradas conhecidas e também uma possível saída para qualquer entrada relacionada aos padrões treinados. Esta característica indica a capacidade de *generalização* da Rede Neural a partir de exemplos que foram treinados.

Uma das vantagens de se usar uma RNA para classificação de padrões é que ela pode construir fronteiras de decisões não lineares entre as diferentes classes e oferecer

uma forma para resolução de problemas altamente complexos. No caso deste trabalho, um programa utilizando RNAs pode ser construído utilizando menos linhas e lógica que um código convencional.

Para esse tipo de classificação a RNA foi muito eficiente em seu propósito, este trabalho conseguiu classificar os candidatos em onze (extrovertido ou introvertido, aberto ou fechado a novas experiências, instável ou estável emocionalmente, amigável ou não amigável, responsável ou irresponsável e caso nenhum desses fatores fosse evidente no indivíduo o fator recebido seria: nenhum fator) traços, baseados nas vinte perguntas do questionário e utilizando o modelo dos cinco grandes fatores.

Considerando as seis etapas de um processo seletivo (Fonte, triagem, entrevista, dinâmicas de grupo, provas situacionais e avaliação psicológica), a RNA estudada seria um complemento no processo de triagem, eliminando candidatos com perfil divergente da empresa. Considerando as propostas de trabalhos futuros, esse modelo poderia ser utilizado durante todo processo de seleção, de maneira automática e contínua.

Este trabalho tem seu uso delimitado pela aplicação baseado no instrumento de medição *red5*. Instrumento validado para uso no Brasil. Não é proposta do trabalho substituir o psicólogo em nenhum momento do processo de seleção, mas sim, auxiliá-lo em sua análise consumindo menos tempo, recursos e chances de erros.

Fica claro que os estudos de Redes Neurais Artificiais ainda possuem muito campo para ser explorado na Pesquisa Operacional e mais ainda na Engenharia de Produção. Reconhecer padrões com uma grande quantidade de amostras de dados é viável e uma interessante alternativa aos métodos convencionais.

Pasquali e Primi (2003) considera um teste psicológico sem erros, quando o mesmo teste, medindo os mesmos sujeitos em ocasiões diferentes produz resultados idênticos, ou seja, a correlação entre as duas medidas deve ser um. Por mais que as perguntas do questionário sejam objetivas, muitas pessoas podem variar suas respostas em determinados momentos do dia. Da maneira tradicional a personalidade é medida durante alguma fase do processo de seleção, como sugestão para o futuro, este trabalho visa desenvolver uma ferramenta que colete esses dados repetidas vezes, durante algum tempo pré-definido, proporcionando que o candidato responda várias vezes perguntas relacionadas ao mesmo fator. Outras sugestões de trabalho futuro podem ser vistas na Seção 5.2.

5.2 Trabalhos futuros

Estudos sobre a personalidade são muito presentes na psicologia. Existem diversas escalas de medição de personalidade diferentes, como este trabalho é nascente neste

campo de pesquisa, foi utilizada uma escada reduzida para classificação. Como proposta para trabalhos futuros, fica a opção de testar o uso de RNAs em escalas maiores para classificação do modelo dos cinco grandes fatores. Uma escala maior pode resultar em resultados mais próximos a realidade do candidato.

As respostas de um mesmo indivíduo podem variar em determinados momentos, portanto, seria necessário criar uma forma de coleta contínua de dados, criando assim uma forma de reforçar as escolhas que o candidato fez durante a resolução do questionário. Uma proposta seria desenvolver um *game* onde as respostas dos adjetivos sejam capturadas automaticamente, observando apenas as jogadas do participante, evitando assim algum tipo de interferência por parte do jogador.

Outra sugestão de trabalho futuro seria testar outras arquiteturas de RNAs e outros modelos de classificação, além de variar os parâmetros da Rede, como função de ativação, quantidade de camadas e taxa de aprendizado. Aumentar consideravelmente a quantidade de dados gerados e tentar atingir uma taxa de acerto de 95% para todos os fatores será o próximo passo dessa pesquisa.

Por fim, desenvolver um aplicativo que demonstre o fator mais relevante em pessoas que se submetam ao teste, apresentando o resultado e se o participante concorda com a resposta do sistema ou não.

Referências Bibliográficas

- ALLEN, M. J.; YEN, W. M. *Introduction to measurement theory*. [S.l.]: Waveland Press, 2001.
- ALTRAN, A. B. *Sistema inteligente para previsão de carga multinodal em sistemas elétricos de potência*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2010.
- AMBIEL, R. A.; NORONHA, A. P. P.; NUNES, M. F. O. Interesses profissionais e personalidade: um aporte para a integração dos construtos. *Avaliação Psicológica*, Instituto Brasileiro de Avaliação Psicológica, v. 11, n. 2, 2012.
- ANASTASI, A.; URBINA, S. *Testagem Psicológica*. [S.l.]: Artmed, 2000.
- ANDRADE, J. M. d. *Evidências de validade do inventário dos cinco grandes fatores de personalidade para o Brasil*. Tese (Doutorado) — Universidade de Brasília, 2008.
- ANDRADE, K. d. M. Práticas de recrutamento e seleção nas empresas. *Psicologia IESB*, v. 1, 2009. ISSN 1984-6916.
- ARAÚJO, F. O. d. *Escolha e aplicação de critérios para formação de equipes de software: Implicações para a composição de personalidade*. 105 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, 2014. Disponível em: <<http://repositorio.ufpe.br/bitstream/handle/123456789/11391/DISSERTA\\%C3\\%87\\%C3\\%83OFabricioOliveiradeAra\\%C3\\%BAjo.pdf?sequence=1&isAllowed=y>>.
- ARAÚJO, S.; RAMOS, N. RECRUTAMENTO ON-LINE : Estudo da percepção de utilização da internet em empresa de consultoria de recursos humanos. *ENEGEP abepro*, p. 1–8, 2002.
- BANOV, M. *Recrutamento, seleção e competências*. ATLAS, 2010. ISBN 9788522460236. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=ycXTcQAACAAJ>>.
- BARDAGI, M. P.; ALBANAES, P. Relações entre Adaptabilidade de carreira e personalidade: Um estudo com universitários ingressantes brasileiros. *Psicologia, scielopt*, v. 29, p. 35 – 44, 06 2015. ISSN 0874-2049. Disponível em: <http://www.scielo.mec.pt/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0874-20492015000100004&nrm=iso>.
- BARRETO, J. M. Inteligência artificial no limiar do século XXI. *Florianópolis: PPP edições*, v. 97, 1999.

BENITE, M. *Aplicação de Modelos de Redes Neurais na Elaboração e Análise de Cenários Macroeconômicos*. Dissertação (Mestrado) — UFSC, 2003.

BISHOP, C. M. *Neural networks: a pattern recognition perspective*. Aston University, 1996.

BLOCK, J. The five-factor framing of personality and beyond: Some ruminations. *Psychological Inquiry*, Taylor & Francis, v. 21, n. 1, p. 2–25, 2010.

BOONE, H. N.; BOONE, D. A. Analyzing likert data. *Journal of extension*, Extension Journal, Inc, v. 50, n. 2, p. 1–5, 2012.

BORGES, L. de O.; OLIVEIRA, A. C. F. de; MORAIS, L. T. W. A. de. O exercício do papel profissional na psicologia organizacional e do trabalho. *Revista Psicologia Organizações e Trabalho*, v. 5, p. 101 – 139, 12 2005. ISSN 1984-6657. Disponível em: <http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1984-66572005000200005&nrm=iso>.

BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. [S.l.]: Livros Técnicos e Científicos, 2000.

BRONDINO, N. C. M. *Estudo da influência da acessibilidade no valor de lotes urbanos através do uso de redes neurais*. 146 p. Tese (Doutorado) — USP, 1999.

BURGER, J. M. *Personality*. 7. ed. Wadsworth Publishing, 2007. ISBN 0495097861,9780495097860. Disponível em: <<http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=F23EA35960C5B2304FBB814D22395D99>>.

BUSS, A. H. Personality as traits. *American Psychologist*, American Psychological Association, v. 44, n. 11, p. 1378, 1989.

CABLE, D. M.; GILOVICH, T. Looked over or overlooked? Prescreening decisions and postinterview evaluations. *Journal of Applied Psychology*, v. 83, n. 3, p. 501–508, 1998. ISSN 0021-9010.

CABRAL, M. A. L. *Classificação automatizada de falhas tribológicas de sistemas alternativos com o uso de redes neurais artificiais não supervisionadas*. 140 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2017.

CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. The art of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. *Computer*, IEEE, v. 21, n. 3, p. 77–88, 1988.

CARVALHO, L. d. F. et al. Evidências desfavoráveis para avaliação da personalidade com um instrumento de 10 itens. *Paidéia*, Universidade de São Paulo, v. 22, n. 51, 2012.

CHAIM, D. F.; MARTINELLI, C. R.; AZEVEDO, M. M. D. Redes Sociais on-line e seleção de pessoas: LinkedIn e SERVQUAL. *Revista de Tecnologia aplicada*, v. 42, p. 30–42, 2012.

CHIAVENATO, I. *Recursos humanos*. Atlas, 2002. ISBN 9788522431069. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=-TPQPgAACAAJ>>.

CHIAVENATO, I. *Gestão de Pessoas*. CAMPUS, 2008. ISBN 9788535225129. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=5XUALBIDdQwC>>.

CHIAVENATO, I. *Planejamento, Recrutamento e Seleção de Pessoal*. [S.l.]: MANOLE, 2008. ISBN 9788520428061.

CHIAVENATO, I. *Recursos Humanos: O Capital Humano das Organizações*. 9. ed. [S.l.]: Editora Elsevier - Campus, 2009. 522 p. ISBN 9788535233186.

CORADINI, J. R.; MURINI, L. T. Recrutamento e seleção de pessoal: como agregar talentos à empresa. *Disciplinarum Scientia*, v. 5, p. 55–78, 2009.

COSTA, P. T.; CRAE, R. R. M. *Neo Personality Inventory-Revised (NEO PI-R)*. [S.l.]: Psychological Assessment Resources Odessa, FL, 1992.

CROCKER, L.; ALGINA, J. *Introduction to classical and modern test theory*. [S.l.]: ERIC, 1986.

CUERVO, A. P. Brazilian journal of development BJD. *Brazilian Journal of Development*, v. 3, n. 1, p. 178–204, 2015. Disponível em: <<http://www.brjd.com.br/index.php/BRJD/article/view/26>>.

CUNHA, N. C.; MARTINS, S. M. Retenção de talentos frente às mudanças no mercado de trabalho: Uma pesquisa bibliográfica. *Getec*, v. 4, n. 8, p. 90–109, 2015.

DALBOSCO, S. N. P.; CONSUL, J. d. S. A importância da avaliação psicológica nas organizações. *Revista de Psicologia da IMED*, v. 3, p. 554–558, 2011.

D'ÁVILA, G. C.; RÉGIS, H. P.; OLIVEIRA, L. M. B. de. Redes sociais e indicações para processos de recrutamento e seleção: uma análise pela perspectiva dos candidatos. *Revista Psicologia Organizações e Trabalho*, v. 10, p. 65 – 80, 06 2010. ISSN 1984-6657.

DECENZO, D. A.; ROBBINS, S. *Administração de recursos humanos*. 6. ed. [S.l.]: LTC, 2001. ISBN 8521612788.

DESSEN, M. C.; PAZ, M. D. G. T. D. Bem-estar pessoal nas organizações: o impacto de configurações de poder e características de personalidade. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, v. 26, n. 3, p. 549–556, 2010. ISSN 0102-3772.

DESSLER, G. *Administração de recursos humanos*. Prentice Hall, 2003. ISBN 9788587918277. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=8qwxAgAACAAJ>>.

DIAS, C. G.; RADONSKY, V. Desenvolvimento de um sistema de auxílio ao diagnóstico em pediatria com o uso de redes neurais artificiais. *Exacta*, Universidade Nove de Julho, n. 1, 2003.

DUTRA, J. *Competências: conceitos e instrumentos para a gestão de pessoas na empresa moderna*. Atlas, 2004. ISBN 9788522438983. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=neQfAAAACAAJ>>.

FAISSAL, R. et al. *Atração e seleção de pessoas*. [s.n.], 2015. (FGV Management). ISBN 9788522516681. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=wFKPCgAAQBAJ>>.

FAUSETT, L. *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications*. [S.l.]: Prentice-Hall, 1994.

FILIPPETTI, F. et al. Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using ai techniques. *IEEE transactions on industrial electronics*, IEEE, v. 47, n. 5, p. 994–1004, 2000.

GODOY, S. L. D.; NORONHA, A. P. P. Instrumentos psicológicos utilizados em seleção profissional. *Revista do Departamento de Psicologia. UFF*, v. 17, n. 1, p. 139–159, 2005. ISSN 0104-8023.

GODOY, S. L. de; NORONHA, A. P. P. Instrumentos psicológicos utilizados em seleção profissional. *Revista do Departamento de Psicologia-UFF*, SciELO Brasil, v. 17, n. 1, p. 139–159, 2005.

GOLDBERG, L. R. The structure of phenotypic personality traits. *American psychologist*, American Psychological Association, v. 48, n. 1, p. 26, 1993.

GONTIJO, C. L. Captação e seleção de talentos para as organizações. *Gestão e Conhecimento*, v. 2, 2005.

GUEDES, G. P.; BEZERRA, E.; OGASAWARA, E. MAM: Método para Agrupamentos Múltiplos em Redes Sociais Online Baseado em Emoções, Personalidades e Textos. *Revista Brasileira de Sistemas de Informação*, v. 7, n. 3, p. 38–55, 2014.

GUYON, I. Neural networks and applications tutorial. *Physics Reports*, Elsevier, v. 207, n. 3-5, p. 215–259, 1991.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E.; GUYTON, A. C. *Tratado de fisiologia médica*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2006.

HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 1999. (International edition). ISBN 9780132733502. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=bX4pAQAAMAAJ>>.

HAYKIN, S. *Redes neurais: princípios e prática*. [S.l.]: Bookman Editora, 2001.

HEATON, J. *Programming Neural Networks with Encog 3 in Java*. [S.l.]: Heaton Research, Inc, 2011.

HEATON, J. Encog: library of interchangeable machine learning models for java and c#. *Journal of Machine Learning Research*, v. 16, p. 1243–1247, 2015.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, National Acad Sciences, v. 79, n. 8, p. 2554–2558, 1982.

HOWARD, P. J.; HOWARD, J. M. The big five quickstart: An introduction to the five-factor model of personality for human resource professionals. ERIC, 1995.

HUTZ, C. S. et al. O desenvolvimento de marcadores para a avaliação da personalidade no modelo dos cinco grandes fatores. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, scielo, v. 11, n. 2, p. 395–411, 1998. ISSN 0102-7972. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext\\&pid=S0102-79721998000200015\\&nrm=iso>.

IYODA, E. M. *Inteligência Computacional no Projeto Automático de Redes Neurais Híbridas e Redes Neurofuzzy Heterogêneas*. 166 p. Tese (Doutorado) — Unicamp, 2000.

JOHN, O. P.; SRIVASTAVA, S. The big five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. *Handbook of personality: Theory and research*, Guilford, v. 2, n. 1999, p. 102–138, 1999.

KELEMEN, J. From artificial neural networks to emotion machines with marvin minsky. *Acta Polytechnica Hungarica*, v. 4, n. 4, p. 1–12, 2007.

KINDER, T. Use of the Internet in recruitment - case studies from West Lothian, Scotland. *Technovation*, v. 20, n. 9, p. 461–475, 2000. ISSN 01664972.

KOHONEN, T. Correlation matrix memories. *IEEE transactions on computers*, IEEE, v. 100, n. 4, p. 353–359, 1972.

LEUTNER, F. et al. The relationship between the entrepreneurial personality and the Big Five personality traits. *Personality and Individual Differences*, Elsevier Ltd, v. 63, p. 58–63, 2014. ISSN 01918869. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.paid.2014.01.042>>.

LOPES, M. L. M. *Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistemas de energia elétrica*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2005.

LOUNSBURY, J. W.; HUTCHENS, T.; LOVELAND, J. M. An investigation of big five personality traits and career decidedness among early and middle adolescents. *Journal of Career Assessment*, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 13, n. 1, p. 25–39, 2005.

MALSBURG, C. Von der. Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. *Kybernetik*, Springer, v. 14, n. 2, p. 85–100, 1973.

MCCRAE, R. R.; COSTA, P. T. Validation of the five-factor model of personality across instruments and observers. *Journal of personality and social psychology*, v. 52, n. 1, p. 81–90, 1987. ISSN 0022-3514.

MCCRAE, R. R.; JR, P. T. C. Brief versions of the neo-pi-3. *Journal of individual differences*, Hogrefe & Huber Publishers, v. 28, n. 3, p. 116, 2007.

MILKOVICH, G.; BOUDREAU, J. *Administração de recursos humanos*. Atlas, 2000. ISBN 9788522423125. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=rk2KAAAACAAJ>>.

MINARELLI, J. *Networking: como utilizar a rede de relacionamentos na sua vida e na sua carreira*. GENTE, 2001. ISBN 9788573123296. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=4epeFPdiHWOc>>.

MOREIRA, F. C. *Reconhecimento e classificação de padrões de imagens de núcleos de linfócitos do sangue periférico humano com a utilização de redes neurais artificiais*. Dissertação (Mestrado) — UFSC, 2002.

NASCIMENTO, E. d. P. L. *A utilização de redes neurais artificiais e teoria das inteligências múltiplas no apoio ao ensino*. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2017.

NATIVIDADE, J. C.; HUTZ, C. S. Escala reduzida de descritores dos cinco grandes fatores de personalidade: prós e contras. *Psico*, v. 46, n. 1, p. 79–89, 2015.

NETO, A. F. B. *Uma arquitetura para agentes inteligentes com personalidade e emoção*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010.

NIEMEYER, L. G. M. D. *Seleção de pessoal: A visão dos gestores*. Tese (Doutorado) — Pontícia Univerisidade Católica de São Paulo - PUC-SP, 2012.

NORONHA, A. P. P. Os problemas mais graves e mais frequentes no uso dos testes psicológicos. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, v. 15, n. 1, p. 135–142, 2002. ISSN 0102-7972.

NORONHA, A. P. P.; MANSÃO, C. S. M.; NUNES, M. F. O. Interesses profissionais e personalidade: análise correlacional a partir do atph e bfp. *Actualidades en psicología*, Universidad de Costa Rica. Facultad de ciencias sociales. Instituto de investigaciones psicológicas, v. 26, n. 113, p. 73–86, 2012.

NUNES, C. Predição do sequestro do carbono em área reflorestada utilizando redes neurais artificiais. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2014.

NUNES, C. H. S. d. S.; HUTZ, C. S. Construção e validação de uma escala de extroversão no modelo dos cinco grandes fatores de personalidade. *PsicoUSF*, SciELO Brasil, v. 11, n. 2, p. 147–155, 2006.

NUNES, C. H. S. d. S.; HUTZ, C. S. Construção e validação da escala fatorial de socialização no modelo dos cinco grandes fatores de personalidade. *Psicologia: reflexão e crítica. Porto Alegre. Vol. 20, n. 1 (jan./abr. 2007), p. 20-25*, 2007.

NUNES, C. H. S. S.; HUTZ, C. S.; NUNES, M. F. O. *BFP - Bateria fatorial de personalidade - Manual*. [S.l.]: Casa do Psicólogo, 2013.

NUNES, M. Computação afetiva personalizando interfaces, interações e recomendações de produtos, serviços e pessoas em ambientes computacionais. *DCOMP e PROCC: Pesquisas e Editora UFS: São Cristóvão*, p. 115–151, 2012.

PASQUALI, L. Validade dos testes psicológicos: será possível reencontrar o caminho. *Psicologia: teoria e pesquisa*, SciELO Brasil, v. 23, p. 99–107, 2007.

- PASQUALI, L.; PRIMI, R. Fundamentos da teoria da resposta ao item: Tri. *Avaliação Psicológica*, Instituto Brasileiro de Avaliação Psicológica. UFRGS, v. 2, n. 2, p. 99–110, 2003.
- PAULA, W. C. F. d. Análise de superfícies de peças retificadas com o uso de redes neurais artificiais. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2007.
- PEREIRA, F. M.; PRIMI, R.; COBÊRO, C. Validade de testes utilizados em seleção de pessoal segundo recrutadores. *Psicológica*, v. 5, n. 2, p. 83–98, 2003.
- PERVIN, L.; JOHN, O. *Personalidade: Teoria e Pesquisa*. Artmed Editora, 2008. ISBN 9788536315324. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=e0l4prXA69kC>>.
- PIRES, F. M.; FISCHER, A. L. Integração entre gestão de pessoas e estratégia de sustentabilidade: o caso Natura. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, v. 8, n. 1981-982X, p. 54–72, 2014.
- PONTES, B. R. *Planejamento, recrutamento e seleção de pessoal*. [S.l.]: LTr, 2014.
- PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. *Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico*. [S.l.: s.n.], 2013. ISBN 9788577171583.
- RAIA, A. A. J. *Acessibilidade e mobilidade na estimativa de um índice de potencial de viagens utilizando redes neurais artificiais e sistemas de informações geográficas*. Tese (Doutorado) — USP, 2000.
- RAINHO, M. A. F.; PETZOLD, M. F. A formação humana dos engenheiros de produção. In: *VI Encontro de Ensino em Engenharia*. Itaipava: UFRJ, 2000.
- RALSTON, S. M.; KIRKWOOD, W. G. The Trouble with Applicant Impression Management. *Journal of Business and Technical Communication*, v. 13, n. 2, p. 190–207, 1999. ISSN 1050-6519.
- REBOLLO, I.; HARRIS, J. Genes, ambiente e personalidade. *Introdução à Psicologia das diferenças individuais*, p. 300–322, 2006.
- REID, R. J.; FRAME, J. S. Convergence in iteratively formed correlation matrix memories. *IEEE Transactions on Computers*, IEEE, v. 100, n. 8, p. 827–830, 1975.
- RIBEIRO, A. de L. *Gestão de pessoas*. [S.l.]: Saraiva, 2005.
- RIBEIRO, D. G. V.; BÍSCOLI, F. R. V. A busca por novos colaboradores através do recrutamento e seleção. *Revista Expectativa*, v. 3, n. 3, 2009.
- RICARDO, R. G.; COSTA, D. V. F.; FERREIRA, V. C. P. Recrutamento e seleção nas organizações na percepção do gestor como cliente interno: um estudo de caso. *Revista de Administração da UEG*, v. 4, p. 31, 2013.
- ROBBINS, S. *Fundamentos do comportamento organizacional*. Pearson Prentice Hall, 2009. ISBN 9788576052098. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=POGBPgAACAAJ>>.

- ROSA, G. M. Cominuição seletiva de mesclas binárias e sua simulação por redes neurais artificiais. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mineral. Departamento de Engenharia de Minas, Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto., 2009.
- ROSENBLATT, F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, American Psychological Association, v. 65, n. 6, p. 386, 1958.
- RUMELHART, D. E. et al. Learning representations by back-propagating errors. *Cognitive modeling*, v. 5, n. 3, p. 1, 1988.
- SANTOS, J. G. W.; FRANCO, R. N. A.; MIGUEL, C. F. Seleção de pessoal: considerações preliminares sobre a perspectiva behaviorista radical. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, v. 16, n. 2, p. 235–243, 2003. ISSN 0102-7972.
- SCHIRIGATTI, E. L.; KASPRZAK, L. F. F. Home office: Origem, conceito e inferências sobre o significado social do novo modelo de trabalho flexível. *Gestão*, p. 27, 2007.
- SELLI, M. F.; SELEGHIM, P. J. Online identification of horizontal two-phase flow regimes through gabor transform and neural network processing. *Heat transfer engineering*, Taylor & Francis, v. 28, n. 6, p. 541–548, 2007.
- SILVA, I. B.; NAKANO, T. d. C. Modelo dos cinco grandes fatores da personalidade: análise de pesquisas. *Avaliação Psicológica*, v. 10, p. 51 – 62, 04 2011. ISSN 1677-0471. Disponível em: <http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1677-04712011000100006&nrm=iso>.
- SILVA, I. N. d.; SPATI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificias para Engenharia e Ciências Aplicadas - Curso prático*. [S.l.]: Artliber, 2010.
- SILVA, P. C. da; MERLO, Á. R. C. Prazer e sofrimento de psicólogos no trabalho em empresas privadas. *Psicologia: Ciência e Profissão*, scielo, v. 27, p. 132–147, 03 2007. ISSN 1414-9893. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1414-98932007000100011&nrm=iso>.
- SILVEIRA, A.; PAIXÃO, C. R. da. O sistema de administração da carreira profissional em uma organização brasileira: destaque no gerenciamento de pessoas. *Revista de Carreiras e Pessoas*, São Paulo, n. 1, 2017.
- SNELL, S.; BOHLANDER, G.; SHERMAN, A. *Administração de recursos humanos*. Pioneira Thomson Learning, 2003. ISBN 9788522103171. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=cFzaAAAACAAJ>>.
- SOUSA, M. de. *Descritores morfológicos para identificação automática de padrões epileptiformes em sinais de EEG*. Tese (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2016.
- TEES, R. C. Review of the organization of behavior: A neuropsychological theory. Canadian Psychological Association, 2003.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern Recognition*. Academic Press, 2008. 984 p. ISBN 9781597492720. Disponível em: <<https://www.elsevier.com/books/pattern-recognition/theodoridis/978-1-59749-272-0>>.

TIMOSZCZUK, A. P. *Reconhecimento automático do locutor com redes neurais pulsadas*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2004.

TOMÁS, R. M. A. *Adaptação ao ensino superior. O efeito preditor dos fatores de personalidade, do suporte social e da inteligência emocional*. 54 p. Tese (Doutorado) — Universidade de Coimbra, 2014.

TOU, J. T.; GONZALEZ, R. C. *Pattern recognition principles*. 1974.

URBINA, S. *Fundamentos da testagem psicológica*. [S.l.]: Artmed Editora, 2009.

VARELA, E. *Processo seletivo: quais as etapas de um processo seletivo*. 2009. Disponível em: <<http://www.administradores.com.br/artigos/negocios/processo-seletivo-quais-as-etapas-de-um-processo-seletivo/34753/>>.

VASCONCENLOS, T. S.; TRÓCCOLI, B. T. Construção da versão completa do inventário dos cinco fatores de personalidade - icfp. *II Congresso Brasileiro de Avaliação Psicológica*, Instituto Brasileiro de Avaliação, 2005.

VIANNA, I. O. de A. *Metodologia do trabalho científico: um enfoque didático da produção científica*. [S.l.]: EPU, 2001.

WIDROW, B.; LEHR, M. A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 78, n. 9, p. 1415–1442, 1990.

WIENER, N. et al. *Cybernetics*. [S.l.]: Hermann Paris, 1948.

WOYCIEKOSKI, C.; NATIVIDADE, J. C.; HUTZ, C. S. As Contribuições da Personalidade e dos Eventos de Vida para o Bem-Estar Subjetivo Contributions of Personality and Life Events to the Subjective Well-Being. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, v. 30, n. 4, p. 401–409, 2014.

ZUBEN, F. J. V. *Modelos paramétricos e não-paramétricos de redes neurais artificiais e aplicações*. 254 p. Tese (Doutorado) — Unicamp, 1996.