



**ASSOCIAÇÃO DE POLITÉCNICOS DO NORTE (APNOR)
INSTITUTO POLITÉCNICO DE BRAGANÇA**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO RECRUTAMENTO & SELEÇÃO:
INOVAÇÃO E SEUS IMPACTOS PARA A GESTÃO DE RECURSOS
HUMANOS.**

Mariana Namen Jatobá

Dissertação apresentada ao Instituto Politécnico de Bragança para obtenção do
Grau de Mestre em Gestão das Organizações, Ramo de Gestão de Empresas

Orientada por

Paula Odete Fernandes, João Paulo Teixeira, Daniela Moscon

Bragança, fevereiro 2020.



**ASSOCIAÇÃO DE POLITÉCNICOS DO NORTE (APNOR)
INSTITUTO POLITÉCNICO DE BRAGANÇA**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO RECRUTAMENTO & SELEÇÃO:
INOVAÇÃO E SEUS IMPACTOS PARA A GESTÃO DE RECURSOS
HUMANOS.**

Mariana Namen Jatobá

Dissertação apresentada ao Instituto Politécnico de Bragança para obtenção do
Grau de Mestre em Gestão das Organizações, Ramo de Gestão de Empresas

Orientada por

Paula Odete Fernandes, João Paulo Teixeira, Daniela Moscon

Bragança, fevereiro de 2020.

Apoios

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Resumo

O estudo teve por objetivo construir um modelo para identificar os benefícios e as funcionalidades na utilização da Inteligência Artificial (IA), do tipo Rede Neuronal Artificial (RNA) múltiplas camadas *feedforward*, aplicada no processo de recrutamento e seleção (R&S), de profissionais do cargo de técnico de vendas, como um sistema de apoio à tomada de decisão, para auxiliar o profissional de Recursos Humanos (RH). Esta pesquisa quantitativa exploratória utilizou técnicas estatísticas descritiva, inferencial e o modelo de RNA. Utilizou-se dados secundários (14 atributos técnicos) contidos em 800 currículos (CV) de indivíduos que se candidataram ao cargo, no período de 2014 a 2018. O algoritmo de treino priorizado foi o *Bayesian Regularization*; com funções de ativação Tangente Simoidal e Linear e arquitetura com dois nós na camada escondida. Dos 800 indivíduos, 54,4% são do sexo masculino; 29,3% possui idade entre 24 e 29 anos; 63,1% possui 2.º grau completo; 16,4% possui até 2 anos de experiência em vendas e 70,5% não possui formação complementar em vendas. Verificou-se que há diferença nas médias das notas atribuídas ao CV por sexo e que há associação entre a nota atribuída ao CV e o tempo de experiência. O modelo apresentou excelentes resultados, na maioria dos casos a nota de classificação do currículo atribuída foi igual ao alvo da classificação e o erro médio absoluto foi de 0,292 pontos, numa escala de 1 a 10 pontos. A RNA aplicada ao R&S do referido cargo reduz o tempo gasto na atividade, facilita o trabalho do profissional de RH e possibilita que este dedique mais tempo às etapas de análise das competências comportamentais, como as dinâmicas de grupo e entrevistas. Além disto, facilita a comunicação entre candidato e empresa, proporcionando que o *feedback* seja dado de modo mais ágil.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Recrutamento e Seleção, Recursos Humanos, Rede Neuronal Artificial.

Abstract

The study aimed to build a model to identify the benefits and functionalities in the use of Artificial Intelligence (AI), of the type Artificial Neuronal Network (ANN) multiple layers feedforward, applied in the process of recruitment and selection (R&S), of professionals of the position of sales technician, as a support system for decision making, to assist the Human Resources (HR) professional. This quantitative exploratory research used descriptive, inferential statistical techniques and the RNA model. Secondary data (14 technical attributes) were used in 800 CVs of individuals who applied for the position, from 2014 to 2018. The priority training algorithm was Bayesian Regularization; with activation functions Tangent Simoidal and Linear and architecture with two nodes in the hidden layer. Of the 800 individuals, 54.4% are male; 29.3% are aged between 24 and 29 years; 63.1% have 2nd. complete degree; 16.4% have up to 2 years of sales experience and 70.5% have no further training in sales. It was found that there is a difference in the average grades attributed to the CV by sex and that there is an association between the grade attributed to the CV and the length of experience. The model presented excellent results, in most cases the rating score of the curriculum attributed was equal to the target of the classification and the average absolute error was 0.292 points, on a scale of 1 to 10. The RNA applied to the R&S of that position reduces the time spent on the activity, facilitates the work of the HR professional and allows him to dedicate more time to the stages of analysis of behavioural skills, such as group dynamics and interviews. In addition, it facilitates communication between candidate and company, providing that feedback is given in a more agile way.

Keywords: Artificial Intelligence, Recruitment and Selection, Human Resources, Artificial Neural Network.

À minha avó, o grande amor da minha vida, pela participação ativa em minha formação como estudante, pelas histórias contadas na infância, por me acordar na madrugada e tomar meu ponto em dias de exames escolares, por me ensinar as lições de casa e as lições da vida, pelos valores mais lindos e senso de justiça, que nunca vi igual e ao amor, o maior e mais intenso que pude receber. Foi quem me ensinou a ler e me ensinou a SER. Alma nobre, inteligência fora da curva, sabedoria descomunal e maior elegância no trato que já conheci, uma grande lição para todos que tiveram a graça de conviver.

À minha mãe, a mulher mais incrível, corajosa, autêntica e determinada que já conheci, pela firmeza ao me educar e pelo amor que transborda. A pessoa responsável por me ensinar a olhar com zelo, atenção e respeito para os currículos no momento da triagem. Suas dicas, certamente me alertaram a desenvolver um olhar diferenciado como profissional de recursos humanos.

A essas mulheres, meu mais profundo registo de gratidão.

Ao meu pai, meu porto seguro de amor, pela serenidade do nosso encontro, pelo amor no olhar, pela paz que trouxe para meu coração. Seu apoio incondicional e seu amor me fizeram um ser humano mais leve e feliz.

Ao meu avô, sem dúvidas a pessoa que mais vibrava com minhas conquistas e continua a vibrar em luz e amor. Por todos os momentos dedicados, os cuidados com o carro, as idas ao curso de inglês, os passeios de bicicleta. Gratidão pelos ensinamentos, pelas lembranças de afeto e a devoção à Nossa Senhora de Fátima.

Aos meus irmãos, aos meus amigos-irmãos e ao encontro de luz e amor que a vida me proporciona.

Agradecimentos

Eis que depois de muitas horas de trabalho concretiza-se um objetivo traçado há muitos anos. Gratidão à força maior do universo, ao Cristo que habita em mim, e aos meus pais quem têm sido meu porto seguro em todas as minhas escolhas.

Quero registrar os meus sinceros agradecimentos aos meus orientadores, trilhar este caminho só foi possível com o apoio, explicações e instruções de todos para encontrar o melhor rumo da minha investigação.

Um agradecimento especial a minha professora, no sentindo mais legítimo e bonito da palavra, Prof. Doutora Paula Odete Fernandes, que não mediu esforços em me ensinar a fazer análise estatística, acompanhou todos os meus passos nesta jornada e me ensinou, através da sua conduta, a maior lição de todas na missão de docente que irei levar para a vida.

Ao meu professor e orientador Prof. Doutor João Paulo Teixeira minha gratidão por ter acolhido uma profissional de recursos humanos na engenharia, não medindo esforços em me ensinar sobre Inteligência Artificial e por sua capacidade em transmitir tudo com muita simplicidade e clareza, sempre me tratando com muito respeito.

À Capes pela concessão da bolsa de investigação, à Unifacs-Laureate e ao IPB-Instituto Politécnico de Bragança neste projeto de Dupla Diplomação, sem o apoio dos quais este projeto não teria sido viável.

A todos o meu profundo agradecimento.

Lista de Abreviaturas, Acrônimos e Siglas

BP – *Backpropagation*

BR – *Bayesian Regularization*

IA – Inteligência Artificial

CV – Curriculum Vitae

GRH – Gestão de Recursos Humanos

LM – *Levenberg-Marquardt*

LogSig - Logarítmica Sigmoidal

MAE – *Mean Absolut Error*

MIT – *Massachusetts Institute of Technology*

MSE – *Mean Squared Error*

n – Número de observações (currículos profissionais)

PureLin – Função Linear

RH – Recursos Humanos

RNA – Rede Neuronal Artificial

R-Prop – *Resilient Backpropagation*

TanSig – Tangente Sigmoidal

Índice Geral

Índice de Figuras	xv
Índice de Tabelas	xvii
Introdução	19
1. Enquadramento Teórico	22
1.1 Inteligência Artificial	22
1.1.1 Tipos de abordagens para implementação da IA	23
1.1.2 Rede Neuronal Artificial	24
1.2 Recrutamento & Seleção	28
1.2.1 Recrutamento	29
1.2.2 Seleção	31
1.3 Inteligência Artificial aplicada no Recrutamento & Seleção	32
1.4 O Estado da Arte em IA aplicada ao Recursos Humanos	35
2. Métodos e Metodologia de Investigação	37
2.1 Objetivo do estudo e Hipóteses de Investigação	37
2.2 Descrição da recolha de dados	38
2.3 Descrição do tratamento dos dados	39
2.3.1 Tratamento dos dados	40
2.3.2 Técnica de tratamento dos dados	43
2.3.3 Modelo de Rede Neuronal Artificial	45
2.4 População	49
2.5 Pré-teste	50
2.5.1 Estudo preliminar acerca da importância de pesquisa do tema	50
2.5.2 Pré-teste da construção das entradas e saídas da RNA	50
3. Apresentação e Análise dos Resultados	52
3.1 Caracterização da população	52
3.2 Caracterização das competências técnicas adquiridas	54
3.3 Validação das hipóteses de investigação	56
3.4 Modelo de Rede Neuronal Artificial	58
3.4.1 Desempenho do Modelo da RNA	59

Conclusões, Limitações e Futuras Linhas de Investigação	63
Referências Bibliográficas	67

Índice de Figuras

Figura 1: Representação de um neurônio e seus componentes.....	24
Figura 2: Representação do sistema nervoso.....	24
Figura 3: Modelo de um Neurónio Artificial.	26
Figura 4: N.º de publicações sobre a Inteligência Artificial aplicada à área de Recursos Humanos.	35
Figura 5: Representação gráfica de Rede Neuronal Artificial Múltiplas Camadas <i>feedforward</i>	45
Figura 6: Representação compacta de uma rede <i>feedforward</i> múltiplas camadas.	46
Figura 7: Funções de Ativação.....	47
Figura 8: Nota de classificação dos Currículos na escala de 1 a 10 pontos.....	54
Figura 9: Comportamento geral da RNA na atribuição de notas aos currículos.	60
Figura 10: Comportamento da RNA no conjunto de treino na atribuição de notas aos currículos. .	60
Figura 11: Matriz de confusão no conjunto de validação, treino e teste.	61
Figura 12: Matriz de confusão no conjunto de teste.	62

Índice de Tabelas

Tabela 1: Resumo das técnicas estatísticas utilizadas na investigação.	40
Tabela 2: Atributos em análise.	42
Tabela 3: Resumo das combinações de funções de ativação nos algoritmos de treino.	48
Tabela 4: Organização dos dados (CV).	50
Tabela 5: Caracterização Sociodemográfica.	53
Tabela 6: Caracterização dos indivíduos quanto aos atributos contidos nos CV.	55
Tabela 7: Resumo dos resultados para as hipóteses de investigação.	57
Tabela 8: Resumo dos resultados do conjunto de experiências da RNA.	59

Introdução

As inovações tecnológicas têm transformado de maneira radical os processos socioeconômicos e as estruturas organizacionais. Esta transformação incita que as organizações introduzam em suas rotinas novas tecnologias capazes de promover sinergia entre setores e equipes com vista à obtenção de resultados superiores e sustentáveis. Esta ação constrói pontes entre os setores que atuam com processamento de dados, alto volume de informação, tecnologia e pessoas (Bensberg, Buscher & Czarnecki, 2018).

O setor de recursos humanos (RH), por sua vez, atua em consonância com a estratégia organizacional, sendo afetado diretamente pelo impacto de todas estas modificações, ao mesmo tempo que apoia o desenvolvimento da organização em torno deste novo ambiente digital que se configura. A legitimidade da relação entre tecnologia e RH se concretiza sob a ótica da automação aplicada a processos que permitam a evolução e a melhoria do desempenho humano para os negócios que desejam se destacar pelos resultados obtidos e por serem capazes de promover novas e positivas experiências tanto para os funcionários que já fazem parte da empresa, bem como para candidatos que possam vir a compor suas equipes (Michailidis, 2018). Neste panorama de

pujança tecnológica, destaca-se a Inteligência Artificial (IA) do tipo Rede Neuronal Artificial (RNA), baseada no funcionamento do cérebro humano, especificamente nos neurónios biológicos, capaz de aprender e a partir de dados de entradas, produzir saídas adequadas para as mesmas na solução de problemas complexos (Haykin, 2001), como campo de conhecimento que oferece modelos de apoio à decisão (Sellitto, 2002), que beneficia empresas e pessoas (Kenoby, 2018).

Segundo Michailidis (2018), a IA está transformando o setor de RH e impactando em diversas práticas desta área, através do uso de soluções virtuais, que proporcionam a automatização de diversas tarefas, dentre elas o processo de recrutamento e seleção (R&S). Na perspectiva de Carvalho (2018), este processo representa um valioso instrumento para as organizações, de vital importância na construção de equipes talentosas. O grande desafio desta atividade ou subsistema de RH é buscar minimizar o erro de contratação, garantindo que a pessoa mais adequada para executar uma função, esteja ocupando o cargo que lhe é devido. No entanto, o alto volume de currículos recebidos e ainda a falta de padronização destes documentos dificultam a análise do técnico de RH e nem todos os candidatos chegam a ser avaliados (Aguiar, Raupp & Macedo, 2019).

Deste modo, o uso da IA aplicado ao R&S pode vir a contribuir com o trato do alto volume de informações, com a escolha mais precisa dos candidatos, no que diz respeito ao grau de aderência à função da vaga, como também pode construir uma base de dados com candidatos aptos para futuras contratações (Silva & Albuquerque, 2019). Outro benefício em empregar sistemas de Inteligência Artificial no processo de R&S é a capacidade de otimizar a “seleção de um conjunto diversificado de candidatos através de uma plataforma de avaliação algorítmica, que pode ser configurada para reduzir preconceitos e maximizar a objetividade” (Michailidis, 2018, p. 177). Esta solução surge como uma alternativa valorosa para auxiliar o R&S para os mais diversos cargos existentes na organização. No entanto, se destaca a aplicação da IA para seleções dos cargos relacionados à área de vendas, dada a importância desta função para a organização, pois esta função estabelece contato direto com o cliente. Uma vez que, as empresas de sucesso têm o cliente como fator determinante de sua sobrevivência e priorizam que os membros da organização se envolvam na busca de satisfazê-lo (Kotler & Armstrong, 2003).

Diante deste ambiente que envolve RH e suas práticas de R&S, além do crescimento da Inteligência Artificial (IA) e a possibilidade da sua aplicação em diversos campos de estudo, dentre eles na administração, surge a problemática norteadora da presente investigação: quais os benefícios e funcionalidades que a utilização da IA, especificamente RNA, pode acarretar quando utilizada no processo de R&S na área de vendas, para o cargo/função de vendedor para empresas do setor de serviços?

Por se tratar de um campo de pesquisa relativamente recente e pela lacuna existente em pesquisas desta natureza é de relevante importância para a academia avaliar como a IA do tipo rede neuronal artificial, aplicada aos processos de recrutamento e seleção pode contribuir com a gestão de recursos humanos (GRH), auxiliando, inclusive, futuras novas pesquisas acerca das contribuições da tecnologia aplicada à GRH. Neste sentido, o presente estudo avança em direção de construir um modelo que permita modelar e identificar os benefícios e as funcionalidades que a utilização da IA,

do tipo RNA, pode acarretar quando aplicada no processo de R&S na área de vendas, para o cargo/função de técnico de vendas, como sistema de apoio à tomada de decisão. Além disto, pretende-se que o presente trabalho tenha importante contributo para: identificar os principais atributos dos indivíduos que se candidataram ao cargo de técnico de vendas, no Brasil, no período de 2014 a 2018; identificar as associações entre os principais atributos contidos nos CV com a nota atribuída a cada um destes candidatos e identificar um modelo de RNA, do tipo múltiplas camadas *feedforward*, aplicado ao processo de R&S para o cargo/função de técnico de vendas. Para isso, serão incluídos como dados de entrada, catorze atributos, requisitos priorizados nos Curriculum Vitae (CV) e como dados de saída uma nota de classificação para o CV, levando em consideração o perfil do cargo de técnicos de vendas, com informações contidas numa base de dados, construído no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2018. Para a modelação e previsão vão ser utilizados os modelos de construção de matrizes no Microsoft Excel 2016 e de Redes Neurais Artificiais do tipo múltiplas camadas. Para realização da estatística descritiva exploratória dos dados contidos nas matrizes será utilizado o *software IBM SPSS Statistics* versão 25.0. Em termos de testes estatísticos, sempre que possível utilizou-se testes paramétricos, nomeadamente *t-Student* para analisar diferenças entre duas amostras independentes e testes não paramétricos, nomeadamente *Mann-Whitney* para analisar diferenças entre duas amostras independentes. No sentido de analisar a associação entre amostras independentes, utilizou-se teste não paramétricos, nomeadamente χ^2 (Qui-Quadrado), nos casos que cumpriam com os pressupostos básicos de aplicação do mesmo (ter no máximo 20% das células com valor esperado menor do que cinco) ou transformou-se as variáveis em dicotómicas e aplicou-se o teste de *Fisher*. Em toda a análise, assumiu-se um nível de significância de 5% para tomada de decisões sobre a validação das hipóteses de investigação.

Neste sentido, para dar resposta ao principal objetivo do estudo o presente trabalho, do ponto de vista estrutural, encontra-se dividido em 3 secções distintas, para além da introdução e conclusão. Na primeira secção vai apresentar-se o enquadramento teórico sobre a Inteligência Artificial (conceito e tipos de abordagens) e a IA do tipo de rede neuronal artificial (RNA) múltiplas camadas; apresenta-se a descrição do que caracteriza o Recrutamento e Seleção (R&S); bem como os principais fundamentos da IA nos processos de R&S, como pilar de sustentação a esta linha da pesquisa. Além disto debruça-se sobre a compreensão do estado da arte e a evolução da IA aplicada ao RH. A segunda secção vai contemplar a metodologia de investigação adotada, nomeadamente a apresentação clara do objetivo do estudo, as técnicas estatísticas utilizadas na recolha e no tratamento dos dados, as hipóteses de investigação estabelecidas e, por último, modelo de RNA aplicado. Na terceira e última secção do trabalho apresenta-se a análise descritiva exploratória, as hipóteses de investigação formuladas e os resultados empíricos da modelação da RNA, do tipo múltiplas camadas *feedforward*, no processo de R&S de técnico de vendas.

1. Enquadramento Teórico

1.1 Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial (IA) é um dos mais novos ramos da ciência da computação, um campo que desenvolve algoritmos que “requeiram máquinas para realizar tarefas cognitivas para quais os humanos são atualmente melhores” (Haykin, 2001, p.59). Na visão de Sellito (2002, p. 364) este campo é capaz de proporcionar “modelos de apoio à tomada de decisão, e ao controle com base em fatos reais e conhecimentos empíricos e teóricos, mesmo que apoiados em dados incompletos”. Um conceito disseminado é a Inteligência Artificial (IA) enquanto uma tecnologia de concepção de máquinas inteligentes (McCarthy, 2006). Já Mesquita (2018) acrescenta que a IA deve ser compreendida como um combinado de tecnologias que se inspiram no funcionamento e na utilização do sistema nervoso humano.

Segundo McCarthy (1998), o esforço final da IA consiste na elaboração de programas computacionais hábeis em solucionar problemas e atingir objetivos tanto do mundo, como dos seres

humanos. Neste contexto, Bellman (1978) reforça que sistemas de IA são como um processo de automação de atividades que, quando associados ao pensamento humano, facilitam atividades que envolvem a tomada de decisão, solução de problemas e aprendizados. Russel e Norvig (2010) contribuem com este entendimento ao esclarecerem que a IA abrange atualmente uma enorme variedade de subcampos, que vão desde o geral (aprendizagem e percepção) para o específico, tais como jogar xadrez, prova de teoremas matemáticos, escrita de poesia, direção/condução de um veículo em uma rua movimentada, além da atuação em diagnóstico de doenças, o que provê a esta ciência relevância para qualquer tarefa intelectual e a posiciona verdadeiramente como um campo universal. Neste sentido, investigar a IA é partir da premissa que a mesma é capaz de atuar como fonte propulsora de apoio à tomada de decisão, podendo ser aplicada em diversos campos, ou seja, em atividades de diferentes naturezas, inclusive no campo das ciências administrativas, especificamente nas organizações.

Assim, na compreensão sobre a importância desta ciência, é relevante saber que um sistema de IA, independente da sua conceptualização e respetivas abordagens matemáticas, deve ser capaz de “armazenar conhecimento, aplicar o conhecimento armazenado para resolver problemas e adquirir novo conhecimento” (Haykin, 2001, p.59).

1.1.1 Tipos de abordagens para implementação da IA

No que diz respeito às abordagens, no campo da IA não há um pressuposto etimológico ou uma teoria única (Russel & Novig, 2010). Para Harris (2018), muitos especialistas acreditam que qualquer informação que pode ser transmitida de um humano para outro também pode ser transmitida a uma máquina. Deste modo, numa visão geral, há diferentes formas de aprendizado da máquina com diferentes abordagens que são utilizadas: aprendizado não supervisionado, aprendizado por reforço e o aprendizado supervisionado, descritas, em linhas gerais, por Russel e Novig (2010). Segundo os autores, no “Aprendizado não supervisionado” o mais comum é o agrupamento, ou seja, a deteção de clusters. Isso ocorre, pois, o agente só aprende padrões de entrada, sem recebimento de padrões de saída, não sendo explicitado nenhum tipo de feedback dessa natureza. Já no “Aprendizado por reforço” a IA funciona numa sistemática em que o agente aprende com uma série de reforços, ou seja, com recompensas ou punições. Enquanto no “Aprendizado supervisionado” é preconizado que o agente recebe padrões de entrada e saída, ou seja, aprendizado de função através do mapeamento de entrada para saída. Neste contexto, uma situação em que a IA, do tipo “aprendizado supervisionado”, pode ser ilustrada é o exemplo de sistema que esteja sendo desenvolvido com o objetivo de identificar a idade das pessoas, a partir de uma fotografia. Para isso “você recolhe alguns exemplos rotulados tirando fotos de pessoas e perguntando sua idade” (Russel & Novig, 2010, p.695), estes padrões auxiliam o aprendizado da máquina. O aprendizado neste tipo de abordagem tem uma vasta aplicabilidade, pois a partir de uma coleção de pares de entrada-saída, aprende uma função que prevê a saída de novos insumos, as denominadas Redes Neurais Artificiais (RNA), que segundo Harris (2018), neste tipo de aprendizado supervisionado o alvo da classificação já é conhecido.

1.1.2 Rede Neuronal Artificial

A rede neuronal artificial (RNA) é um ramo da Inteligência Artificial que possui a habilidade de aprender e se baseia no funcionamento do cérebro humano, órgão responsável pelas funções psíquicas e nervosas e das atividades intelectuais. O cérebro humano, por sua vez, é composto por bilhões de neurónios capazes de receber e processar estímulos, enviando impulsos nervosos, resultando em diferentes reações (Ferneda, 2006). O neurônio biológico é formado por núcleo, soma (corpo celular), dendritos e axônio e tem capacidade de tolerância a falhas, bem como a capacidade de realizar processamentos paralelos. Na Figura 1 é possível visualizar a representação de um neurônio e seus componentes (Teixeira, 2009).

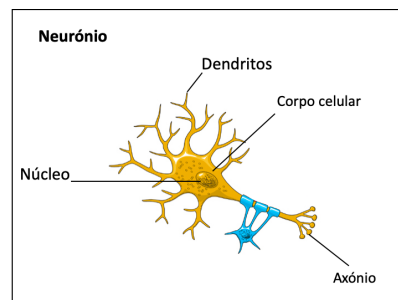


Figura 1: Representação de um neurônio e seus componentes.

Fonte: Adaptado de NIH Brain (2019).

A transmissão de sinal de um neurônio a outro ocorre por meio de um processo químico (Bezerra (2016). Quando este processo complexo atinge seu potencial, afirma-se que a célula foi ativada, inferindo-se que o neurônio está ativo. Haykin (2001) contribui com sua corrente de pensamento e esclarece sobre a função cerebral, afirmando que o sistema nervoso humano é visto contendo três estágios: o centro é o cérebro (rede neuronal nervosa), que recebe continuamente as informações, percebe e toma decisões; os recetores, que convertem estímulos em impulsos elétricos, transmitindo-os para a rede neuronal e os atuadores que convertem os impulsos elétricos advindos da rede neuronal em respostas (saídas do sistema). Este processo está identificado na Figura 2, na qual também podem ser visualizados dois conjuntos de setas que compõem as atividades do sistema nervoso humano (as setas apontadas da esquerda para direita representam informações para frente e as setas apontadas da direita para esquerda representam a presença de realimentação no sistema).

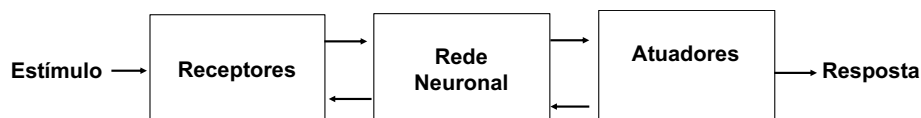


Figura 2: Representação do sistema nervoso.

Fonte: Adaptado de Haykin (2001, p.32).

Este órgão, que é constituído estruturalmente por neurónios, tem a capacidade de desenvolver suas habilidades e regras, a partir das experiências e isso ocorre de maneira contínua. Porém, durante os primeiros dois anos de desenvolvimento cerebral esta evolução ocorre de maneira mais intensa.

A atividade contínua de desenvolvimento dos neurónios, está ligada à sua plasticidade, o que significa dizer que o sistema nervoso tem a capacidade de adaptação ao meio ambiente.

Assim como os neurónios biológicos, a RNA possui um conjunto de neurónios (também chamados de unidades de processamento), de natureza artificial. Cada neurônio desses realiza uma conexão com os demais neurónios nos quais está conectado (Bezerra, 2016). Deste modo, as redes neuronais artificiais (RNA) se desenvolvem, a partir do entendimento do cérebro, das redes neuronais biológicas e suas funcionalidades, isto é, a partir da sua capacidade em executar tarefas. Esse ramo da IA parte da concepção que o cérebro humano processa as informações de modo distinto ao computador convencional, fazendo-o de maneira complexa, não-linear e paralela, o que o habilita a realizar determinados processamentos como o reconhecimento de padrões, percepção e controle motor de maneira mais ágil que um computador. A RNA, portanto, é uma área da Inteligência Artificial, que visa modelar a forma como o cérebro realiza uma tarefa. Sua descoberta ocorreu no ano de 1943 por McCulloch e Pitts (Haykin, 2001).

Segundo Rocha, Matos e Frei (2011) as redes neuronais artificiais são técnicas computacionais, inspiradas no funcionamento do neurônio biológico típico, que utilizam modelos matemáticos para a classificação de padrões, simulação de atividades humanas, agrupamento de dados, previsões temporais, entre outras aplicações. Já Xiang e Bo (2010) afirmam que é um sistema de rede complexo formada por uma extensa interligação de unidade de processamento, que simula as funções básicas de neurónios do cérebro e as características básicas da rede. Um outro conceito, que segue a mesma linha de pensamento, é compreender que as RNA são estruturas matemáticas com base em cérebros biológicos, capazes de extrair conhecimento a partir de um conjunto de exemplos. Eles são compostos de uma série de elementos interconectados chamados neurónios e o conhecimento é estabelecido nas conexões entre os neurónios (Fernandez, Los Santos, Martinez, Izquierdo, & Redondo, 2013). Além destes, Russel e Novig (2010) referem que as redes neuronais artificiais podem ser assemelhadas ao reconhecimento de padrões e aprendizado da máquina e às técnicas correspondentes de estatística.

Este entendimento é complementado por Haykin (2001), ao declarar que uma rede neuronal artificial é um processador e tem a tendência de armazenar conhecimento, tornando-se semelhante ao cérebro em função de duas características: a primeira é a aquisição de conhecimento a partir do ambiente, através de processo de aprendizagem e a segunda é a utilização da conexão dos neurónios (sinapses¹) para armazenamento do conhecimento adquirido. O autor ainda esclarece que o processo de aprendizagem é realizado através do algoritmo de aprendizagem, procedimento este que modifica os pesos sinápticos, de maneira ordenada, para que os objetivos do sistema desenvolvido sejam alcançados.

A partir da compreensão da representação simbólica dos autores supracitados, principalmente de Haykin (2001), será adotado, nesta investigação, o conceito de rede neuronal artificial como a

¹ Sinapses – são unidades estruturais e funcionais elementares que medeiam as interações entre neurónios (Haykin, 2001).

tecnologia, baseada nos neurónios biológicos, capaz de aprender e a partir de dados de entradas, produzir saídas adequadas para as mesmas, objetivando a resolução de problemas complexos.

Além disto, há também de se ter em consideração a capacidade que a RNA possui de melhorar o desempenho, ao longo do tempo, através desta capacidade de aprendizagem. Quanto ao neurônio artificial, também denominado na literatura por nó (Haykin, 2001), que compõem as RNA, tem como representação matemática três elementos básicos: um conjunto de conexões de entrada com pesos pré-determinados, um somador com função de acumular os sinais de entrada e uma função de ativação, apresentados na Figura 3, de acordo com o modelo de Haykin (2001), a seguir:

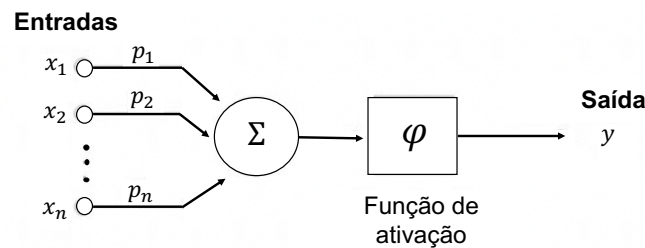


Figura 3: Modelo de um Neurônio Artificial.

Fonte: Haykin (2001, p.36).

Ferneda (2006, p. 26) explica a representação matemática simplificada do neurônio artificial da Figura 3 supracitada, “destacando que há um conjunto de n conexões de entrada (x_1, x_2, \dots, x_n), caracterizadas por pesos (p_1, p_2, \dots, p_n); um somador (Σ) para acumular os sinais de entrada; uma função de ativação (φ) que limita o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída (y) a um valor fixo. O mesmo autor ainda esclarece que as conexões entre neurónios terão seu comportamento simulados através dos pesos (p)”. Nos quais estes pesos podem ter valores negativos ou positivos, a depender das conexões serem inibitórias ou excitatórias.

Acrescenta-se que, a função de saída do neurônio artificial representada pela Equação 1 (Haykin, 2001), no qual o (d) representa o desvio.

$$s = f \sum_{i=1}^n ((x_i p_i) + d) \quad (1)$$

Algumas propriedades inerentes às redes neuronais artificiais são de grande importância, dentre elas, sua aptidão em construir modelos com alta precisão para sistema desconhecido complexo e que possui múltiplas causas, além disto possui outras virtudes, conforme elucida Teixeira (2009), como:

- Capacidade de tolerar falhas e robustez: mesmo que se elimine alguns neurónios, o desempenho global não é afetado.
- Flexibilidade: possibilidade de ajustamento a novos ambientes, devido ao seu processo de aprendizagem e capacidade de aprendizado de novas ações, baseado nas informações inseridas nos dados de treinamento.

- Processamento de informação incerta: propriedade de se obter um raciocínio correto, até mesmo se as informações inseridas estejam incompletas ou com ruídos.
- Paralelismo: recurso que envolve uma numerosa quantidade de neurónios ativos ao mesmo tempo, não havendo restrição de processamento que obrigue uma instrução após a outra.

1.1.2.1 Redes Neurais Artificiais do tipo Múltiplas Camadas

Segundo Silva (2015), a arquitetura de uma RNA pode ser entendida como o padrão existente entre as conexões entre os neurónios. Esta arquitetura é um dos elementos que diferencia um tipo de rede neuronal artificial de outra, que na visão de Haykin (2001) a definição desta arquitetura se dá a partir do número de camadas, isto é, se uma única camada ou múltiplas; pelo número de nós em cada camada; pelo tipo de conexão entre os nós, se *feedforward* ou *feedback*, e mediante sua tipologia.

A RNA com arquitetura do tipo Múltiplas Camadas (*Multi-Layer Perceptron*) é assim denominada, pois utiliza uma ou mais camadas escondidas, conectando os neurónios (nós). As camadas ocultas apresentam a vantagem de intervir na rede de maneira útil, pois nestas os neurónios são aptos a extrair estatísticas de ordem elevada (Haykin, 2001). Neste tipo de arquitetura a informação é distribuída em sentido único, sendo composta por camada de entrada (*input*), camadas de saída (*output*) e várias camadas ocultas (*hidden layer*), nas quais cada uma destas camadas podem possuir diversos neurónios e podem ter pesos diferentes. Na perceção de Ferneda (2006, p.26) uma rede neuronal artificial com múltiplas camadas “pode ser vista como um grafo onde os nós são os neurónios e as ligações fazem a função das sinapses”. Além disto, tem a capacidade de utilizar funções de ativação não lineares, permitindo a resolução de problemas não lineares. Para Pérez-Campdesuñer, De-Miguel-Guzmán, Sánchez-Rodríguez, García-Vidal e Martínez-Vivar (2018) o uso desta tipologia decorre do potencial que ela apresenta na identificação de relações que podem estar subjacentes a múltiplas variáveis, independentemente, assim, do número de variáveis e/ou da presença de uma grande variedade de variáveis. Assim, a aplicação da RNA pode ocorrer em todas as situações em que exista uma relação, desconhecida, entre a entrada e a saída, e existam dados para caracterizar essa ligação, como: problemas de previsão, classificação de padrões e previsão de séries temporais. No entanto, como condicionantes, se apresentam: a necessidade de existência de um conjunto de dados exemplo do problema que serão transformados em vetores de entrada e vetores de saída; os dados de entrada devem ser representativos do problema a ser solucionado; o número de dados de entrada deve ser grande o suficiente para treinar a rede. Cada dado de entrada é representado por um vetor de parâmetros. O conjunto de dados forma uma matriz de entrada. Cada parâmetro recebe um peso que é ajustado durante o processo de treino da RNA. Estas condicionantes se aplicam a todas as áreas do conhecimento em que a RNA será aplicada, seja na engenharia, medicina, economia, turismo ou recursos humanos, por exemplo.

Nesta definição da estrutura da RNA, acrescenta-se o algoritmo de aprendizagem utilizado para treinamento da rede. Um dos algoritmos de aprendizagem mais utilizados é do tipo *backpropagation* (BP). Este algoritmo teve sua origem no ano de 1986, criados por Rumelhard e McClelland (1986), para resolução de problemas não lineares, utilizando arquitetura múltiplas camadas. O BP é

responsável pelo treinamento da rede, dividindo-se em duas fases, uma chamada de *forward* e outra denominada *backward*. Além disto, o *backpropagation* permite o mapeamento das relações lineares e não-lineares entre as entradas e saída, auxiliando no reconhecimento de funções, bem como na classificação de padrões. Há diversas variantes desse algoritmo original, que neste estudo destacam-se três: o RProp - *Resilient Back Propagation* (Riedmiller & Braun, 1993), o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* (Marquardt, 1963) e o algoritmo *Bayesian Regularization* (Beale, Hagan & Demuth, 2010). Estes, por sua vez, podem e devem ser experimentados de acordo com os objetivos da modelação a ser realizada.

1.2 Recrutamento & Seleção

O ambiente organizacional é caracterizado como “sempre mutável, global e tecnologicamente exigente, no qual a obtenção e retenção de talentos são as armas utilizadas no campo de batalha onde as organizações atuam” (Régis, D’Ávila, & de Oliveira, 2010, p.66). Para esta missão de encontrar talentos, se estabelece no setor de RH o processo de recrutamento e seleção (R&S). É nesta esfera que se desenvolvem técnicas e métodos, políticas e normas que possam nortear como a empresa fará para buscar os candidatos mais adequados para compor seu quadro de funcionários. Assim, há grande importância nesta atividade na Gestão de Recursos Humanos (GRH), pois considera-se que as pessoas são o principal ativo das organizações e, por isto o processo de R&S é essencial na garantia da consecução das metas estratégicas e da sobrevivência empresarial (Silva, 2012). Deste modo, é reforçado o entendimento que identifica o recrutamento e a seleção de pessoas (R&S) como um dos principais processos da GRH, dado que o ponto central desta atividade envolve a escolha dos indivíduos, levando em consideração a identificação de suas características, competências, valores e motivações, que necessariamente devem estar alinhados com as metas estratégicas das empresas, auxiliando na implementação de ações que levem as organizações ao sucesso, através dessas pessoas escolhidas. Neste contexto, destacam-se as competências individuais como ponto de partida para realização o processo de R&S.

Para maior compreensão, Bitencourt (2005) define competências como o conjunto de qualificações que a pessoa tem para executar um trabalho com um nível superior de desempenho. Estas competências, por sua vez, são informações imprescindíveis de serem incluídas no documento de formalização da atividade de R&S, denominado de análise e descrição do cargo que detalha o perfil estabelecido em busca de talento e de inovação (Mortari, Binotto, Alderete, & Crepalde, 2014). Esta descrição de cargo é considerada como uma etapa essencial no êxito da escolha do candidato a ocupar uma determinada posição dentro da organização. Assim, antes de realizar a etapa de recrutamento e seleção a empresa deve definir o perfil da vaga que será oferecida, descrevendo quais são os atributos, requisitos e qualificações, bem como informando quais são as exigências mínimas que o candidato deve possuir para pleiteá-la.

Borges e Mourão (2013) explicam que o desenho do perfil do cargo parte da análise das necessidades da função que será exercida, por conseguinte a descrição do cargo deve ser elaborada de forma simples e clara para que alguém que não conheça determinado cargo possa compreendê-lo. Além disso, faz-se necessária a convergência entre o perfil traçado e as atividades

e tarefas que farão parte da rotina do futuro ocupante. Após, então, a descrição daquilo que se espera do candidato, define-se as competências necessárias para sua realização. No que diz respeito à definição do que são as competências, ainda segundo os mesmos autores, “o conjunto de conhecimentos, habilidades e atitudes que articulados que permitem que a pessoa seja capaz de apresentar os comportamentos esperados para o exercício funcional” (Borges & Mourão, 2013, p. 391). Diversos termos são utilizados para nomear o conceito de competências, na literatura americana, dentre eles o termo *skills* é bastante utilizado, sendo amplamente difundido (Le Deist & Winterton, 2005). Estas competências, por sua vez, podem ser de natureza técnica (*hard skills*) ou de natureza subjetiva (*soft skills*). As habilidades técnicas (*hard skills*) como o termo já diz são de caráter técnico, podendo ser adquiridas através de cursos, formações profissionais, estudos sistemáticos e, também, por meio das experiências e trajetória profissional (Rao, 2012). Já as competências de natureza subjetiva (*soft skills*) são apontadas por Swiatkiewicz (2014) como transversais, intituladas também das habilidades humanas, não acadêmicas, críticas, necessárias para que um candidato consiga conquistar e manter sua posição no trabalho.

Por conseguinte, estas competências não se excluem e tem a importância de serem complementares, Jamison (2010, p.102) afirma que “enquanto o ensino de habilidades técnicas é certamente necessário, isso não garante que ele se torne um bom empregado”. Para Shakir (2009) os profissionais que apresentam melhor performance dispõem de modo adequado dos dois tipos de competências, as técnicas e as subjetivas. Dada esta importância de ambos os tipos de *skills*, ao se realizar um processo de R&S precisa-se incluir diferentes etapas que garantam que tanto as *hard skills*, como as *soft skills*² sejam avaliadas. Assim, nesta atenção dada às competências que se proporciona a elaboração, de modo sistemático, da análise e descrição da função para que se inicie o processo de R&S. Por fim, para compreensão global do processo de R&S, denominado por Lima e Lima (2013) como processo subsistema de provisão ou subsistema de recrutamento e seleção, segundo Lacombe e Heilborn (2003) são as práticas utilizadas para atração de candidatos existentes ou potenciais. Já Marras (2017) acrescenta que este processo tem a finalidade captar recursos humanos à organização.

1.2.1 Recrutamento

O recrutamento de profissionais consiste na etapa dedicada a atrair um número suficiente de candidatos com habilidades adequadas a um cargo, capaz de seguir na etapa de seleção e finalmente ser contratado para o *pool* de talentos da organização (Michailidis, 2018). Nesta etapa também se comunica para os candidatos informações gerais da organização, requisitos e atributos necessários para ocupação da vaga disponível, no papel de ligar a empresa ao mercado de trabalho (Bohlander & Snell, 2010).

Segundo Michailidis (2018), para ter êxito o recrutamento depende de encontrar o candidato adequado na hora certa, podendo esta captação de pessoas ocorrer interna ou externamente

² *Soft Skills* – habilidades sociais, que incluem traços de personalidade, objetivos, motivações e preferências (Heckman & Kautz, 2012).

(Marras, 2017; Lacombe & Heilborn, 2003). Para estes autores o recrutamento interno é aquele que privilegia os próprios recursos humanos da empresa, divulgando as vagas em aberto, recrutando dentro do próprio quadro de funcionários. Já no recrutamento externo, a captação de candidatos realiza-se no mercado de trabalho, como uma alternativa à empresa por trazer talentos que contribuam com suas experiências prévias em outras organizações e agreguem novos conhecimentos. A decisão em captar talentos externos, deve levar em consideração dois aspetos, tempo e custo (Marras, 2017). Há ainda a possibilidade de realizar recrutamento misto, isto é, captando candidatos dentro e fora da organização em busca dos mais qualificados para ocupar a posição em aberto. Esta opção depende da cultura e das políticas particulares de cada organização.

No que diz respeito aos métodos e às ferramentas de recrutamento há uma série de possibilidades, dentre eles destacam-se os anúncios em média, as informações em quadro de avisos, por meio de agências de emprego especializadas, através de indicações e sites da internet, especializados em oferta e procura de mão de obra (Lacombe & Heilborn, 2003). Além destes, já existem aplicativos de internet voltados para cadastro de CV e estabelecimento de rede de contatos, dentre eles o site *linkedIn*³. Há, também, empresas que optam por desenvolver plataforma própria, facilitando o cadastro do candidato e o trabalho do técnico de recursos humanos (Aguiar, Raupp & Macedo, 2019). Por fim, após se utilizar diferentes métodos, constrói-se uma base de dados de currículos que passarão por uma triagem e avaliação na etapa de seleção.

Para que esta abordagem funcione, a identificação dos candidatos deve ser ágil e eficiente e segundo Visa, Einolander e Vanharanta (2015) esta etapa é uma atividade com alto nível de exigência e, se falhas forem cometidas neste processo haverá um custo muito alto para as organizações, exigindo bastante cuidado e atenção. Além disto, é comum a existência de alto volume de dados (CV) de candidatos a serem avaliados, o que impede muitas vezes que todos sejam avaliados pelo técnico de RH (Aguiar, Raupp & Macedo, 2019). Desta forma, um recrutamento mal realizado, ou seja, que não atenda às reais necessidades da organização, implicará em problemas para todo o subsistema da GRH. Neste contexto, adiciona-se o fato que todo processo de recrutamento envolve custos, às vezes, difíceis de serem mensurados, mas que podem ser calculados através da quantidade de horas, por exemplo, que o recrutador gasta para cadastrar a vaga, informar e contatar candidatos, além de dirimir as muitas dúvidas que estes podem ter acerca da vaga em questão, no momento da sua candidatura. Ainda hoje, são utilizados mecanismos manuais para essa atividade, como ter um telefone, e-mail e funcionário exclusivo para realização desta função, o que envolve custos e requer tempo da força de trabalho humana, que poderia estar se dedicando às atividades de cunho mais estratégico. Isto pode e deve ser aperfeiçoado, na visão de Harris (2018), que destaca a existência de sistemas de informação que permitem ao processo de recrutamento filtrar e classificar os candidatos, com base num conjunto de características visualizadas por meio dos Curriculum Vitae (CV). Esse tipo de ferramenta é capaz de auxiliar e agilizar o processo de recrutamento.

³ *LinkedIn* - rede social de negócios, utilizada por profissionais com intuito de apresentar suas qualificações e aptidões.

1.2.2 Seleção

Uma vez feito o recrutamento, é preciso iniciar a fase de seleção. Nesta define-se quais e quantas serão as etapas para avaliar o candidato que melhor se adapta às necessidades da organização. A definição do conjunto de métodos mais adequados a serem utilizados depende do tipo de cargo e atribuições da função e sua especificidade, no que diz respeito às atividades exercidas. Quanto aos instrumentos mais utilizados, destacam-se a triagem e análise de currículo, entrevistas, a busca de referências, dinâmicas de grupo, os testes psicotécnicos, testes de personalidade e habilidades cognitivas, os testes de desempenho, dentre outros (Lacombe & Heilborn, 2003).

Indubitavelmente, a primeira providência na seleção é garantir uma triagem de qualidade, escolhendo os currículos mais propensos a seguir nas etapas posteriores. Nesta triagem de CV tem-se como referência o descritivo da vaga para que haja um cruzamento entre as informações do documento que formaliza as necessidades da empresa versus as informações contidas no currículo. Segundo Crepalde et al. (2018) no contexto atual, de pujança de informações e acirramento da competitividade de mercado, torna-se um grande desafio buscar talentos, o que exige a reformulação de determinadas etapas do processo de R&S, principalmente na etapa de seleção, pois se trata de uma importante prática da Gestão de Recursos Humanos (GRH), o que exige aprimoramento contínuo (Ulrich, 1997).

A seleção é uma tarefa complexa e de alto risco, pois requer uma dose de previsibilidade. Seu maior objetivo é encontrar candidatos que atendam os atributos, requisitos e qualificações que possam contribuir com o bom desempenho destes profissionais (Borges & Mourão, 2013). Isto posto, percebe-se que o êxito da seleção depende, além da definição precisa das atribuições do tipo de vaga, que a triagem seja feita corretamente, isto é, a classificação dos candidatos. Ressalta-se, neste contexto, que esta classificação deve fazer uso de diferentes técnicas (sistemas inteligentes de classificação dos currículos, testes técnicos, psicológicos, atividades em grupo, técnicas de simulação, provas de conhecimentos gerais e entrevistas estruturadas), que possam, ao serem somadas, tornando a atividade mais confiável. O ponto central de extrema importância é ter como missão a realização de um processo de recrutamento e seleção com seriedade e ética, dado que a seleção de um indivíduo sem as características determinadas para o cargo pode trazer inúmeros prejuízos para a empresa.

Além disso, é necessário se ter em mente que embora não se trate de uma tarefa exclusivamente técnica, já que necessita da experiência e análise subjetiva de técnicos com experiência em RH, pode e deve fazer uso de tecnologias que favoreçam o avanço de etapas onerosas. “Quanto mais bem avaliados forem os candidatos e mais claras as tarefas a desempenhar, maiores são as chances de se realizar uma seleção justa e bem-sucedida” (Borges & Mourão, 2013, p. 399). Segundo Stone, Deadrick, Lukaszewski e Johnson (2015), 74% das grandes empresas norte-americanas já fazem uso de ferramentas de seleção eletrônica para ajudar no processo de contratação de funcionários, reforçando a atual disponibilidade no mercado de diversos sistemas de apoio aos processos de seleção a se tornarem inovadores e mais ágeis, garantindo maior qualidade da tarefa. As empresas Unilever e L'oreal já utilizam a IA aplicada aos seus processos seletivos

obtendo ganhos significativos na atividade. Na primeira, o uso da IA coleta dados de expressões faciais, linguagem corporal e palavras-chave, o que possibilita o filtro de até 80% dos candidatos. Os ganhos desta prática giram em torno de 50 mil horas nos prazos do processo de R&S da organização. Já a segunda, foi capaz de avaliar 13 mil candidatos em sete meses. E reduziu o processo de entrevista de 45 minutos para cerca de 5 minutos, o que garantiu alto nível de eficiência da L'oreal (BasuMallick, 2019).

1.3 Inteligência Artificial aplicada no Recrutamento & Seleção

As novas tecnologias têm influenciado todo o cenário organizacional e tem transformado a forma como se estabelecem as relações entre *stakeholders*. Estas transformações impactam diretamente na forma de atuação da área de RH, que são impelidas a dinamizar seus processos e reduzir distâncias entre o trabalhador e a organização. Esta adequação ao novo momento vivido pelas organizações perpassa pela utilização de sistemas inteligentes (BasuMallick, 2019) e, conseqüentemente, exigem a reformulação dos processos e a adaptação dos técnicos de RH. Para Armbrust (2019) dentre as tendências que irão impactar o futuro do trabalho e devem estar no radar estratégico dos RH, pois estabelecem um novo modo da empresa se relacionar com o trabalhador, são as novas formas de realizar o recrutamento e a avaliação de desempenho, destacando as tendências digitais. Estas tendências, reforçam a necessidade de inserção de novos métodos e recursos tecnológicos que facilitem a aproximação entre empresa-candidatos e empresa-trabalhadores.

A Inteligência Artificial, por sua vez, se apresenta como contributo tecnológico ao desenvolvimento do setor de recursos humanos e apoio à adequação neste novo ambiente que se configura, visto que “pode ajudar a eliminar repetições de tarefas, acelerar a busca por talentos, reduzir o desgaste dos funcionários e melhorar o envolvimento dos funcionários” (PwC, 2017, p.2). Na visão de Harris (2018), a IA é capaz de resolver uma ampla gama de situações e problemas, mas na visão do autor ainda são poucos os estudos empíricos que envolvem dados reais de RH.

Quando aplicada aos processos de contratação de novos trabalhadores, segundo Michailidis (2018) a IA pode aumentar a eficácia e a eficiência dos técnicos de RH, facilitando que sejam contratados os candidatos mais adequados para cada tipo de trabalho específico. Há de se referir que esta atividade dedicada em recrutar e selecionar pessoas é de extrema importância para o sucesso da organização, há inclusive a percepção de que a contratação dos melhores funcionários produz uma vantagem competitiva que é difícil para os concorrentes duplicar (Harris, 2018) e, a partir desta premissa, busca-se cumprir com precisão a tarefa de escolher os profissionais mais adequados a cada tipo de função a ser exercida. No entanto, na busca pelo candidato mais adequado, o técnico de RH se depara com o crescimento do volume de informações nas bases de dados do setor, que gera maior dificuldade na realização dessa escolha de modo preciso e seguro. Em termos práticos, um recrutador, profissional que se dedica em fazer a triagem dos CV correspondentes à vaga, muitas vezes recebe um número tão elevado de documentos que não é possível visualizar, manualmente, todos estes. Por conseguinte, acaba por escolher uma determinada quantidade para avaliar, deixando, em muitos casos, outro montante de currículos para uma outra seleção posterior.

As novas tecnologias podem ter papel fundamental para o aumento no nível de eficiência e resolução de problemas como o supracitado. No cenário internacional, o uso da IA na área de RH já está em torno de 40% das organizações com o objetivo de tornar a rotina mais eficiente e eficaz (PwC, 2017), descomplicando métodos de trabalho e construindo uma metodologia de gestão mais inteligente. Além da evolução tecnológica, o poder de processamento e a computação são elementos chave no contexto organizacional, que crescem de modo acelerado, principalmente, os que dizem respeito ao aprendizado da máquina. Diversas empresas, como Amazon, Unilever, L'oreal e Ikea, já utilizam a IA nos processos de R&S, eliminando candidatos não qualificados (BasuMallick, 2019). Alterações desta natureza impactam profundamente o futuro do trabalho e impõem novas adaptações aos conhecimentos que as sustentam. Segundo Michailidis (2018, p.173) a IA é capaz de “ajudar os recrutadores a identificar candidatos com ineficiências, avaliar potencial e facilitar a contratação das mentes mais adequadas a custos otimizados.” Assim, a união entre os preceitos e o conhecimento de áreas voltadas às relações humanas, aqui especificamente a gestão dos recursos humanos, ligados ao conhecimento tecnológico, isto é, a Inteligência Artificial, firmam uma poderosa aliança em busca de melhores resultados tanto para as pessoas, como para as organizações. Esta relação, se bem equilibrada, pode vir a encontrar soluções capazes de alcançar os objetivos estratégicos, atendendo a necessidade de se obter respostas ágeis e eficazes.

Numa visão geral, a IA proporciona uma série de técnicas que podem ser aplicadas ao R&S, isto é na escolha dos candidatos mais adequados às reais necessidade da organização, dentre elas as mais utilizadas são as Redes Neurais Artificiais, a Lógica Fuzzy, os Sistemas Baseados em Casos, os Sistemas Especialistas e Algoritmos Genéticos (Rosa & Luz, 2009). A IA do tipo rede neuronal artificial (RNA) se destaca, visto que esta “pode prever os candidatos que seriam adequados para um trabalho, e aqueles empregos que atendem às expectativas de uma pessoa que está buscando trabalho ativamente” (Rocabert, 2017, p. 24), possibilitando que vários problemas complexos do mundo real sejam esclarecidos. A contribuição da RNA aplicada ao R&S pode vir a se tornar um diferencial competitivo entre equipes que utilizam, das equipes que não utilizam, pois este tipo de IA apresenta como característica mais importante, a sua capacidade de aprender, a partir do ambiente no qual está inserido e na sua aptidão em melhorar sua performance, por meio de sua aprendizagem (Haykin, 2001). Isto significa que, ao implementar sistemas com uso de redes neurais artificiais nos processos de R&S, com o aumento de informações, ou seja, com o aumento dos CV a serem avaliados e com a definição acertada dos atributos priorizados pela organização, ao longo do tempo, é possível que se obtenha maior precisão na indicação do candidato mais adequado a ocupar a vaga em questão. Portanto, a RNA é uma técnica típica e eficaz (Chen, Lin, & Chu, 2013), o que pode tornar mais fácil a rotina dos recrutadores, no ganho de tempo e qualidade, e consequentemente, auxiliando a área de RH em sua função de se posicionar cada vez mais estratégica dentro da sua empresa, canalizando esforços e tempo para atividades que não podem ser substituídas pela máquina.

Adicionalmente, ressalta-se não basta encontrar candidatos para ocupação das vagas. O maior desafio enfrentado pelo RH consiste na busca pelos talentos (Crepalde et al., 2018) que irão garantir o aumento da produtividade organizacional (Azadeh & Zarrin, 2016). Deste modo, a reformulação

do processo de recrutamento e seleção perpassa por todas as suas etapas, exigindo a inserção de novas técnicas e métodos de aprendizagem da máquina. Porém, como declara Harris (2018), a máquina irá proporcionar um aprendizado que dará apoio para filtrar e classificar candidatos à vaga de emprego, mas o envolvimento e a participação de seres humanos sempre se fazem necessárias na decisão final da contratação. A ajuda da inteligência artificial, segundo o autor, não extingue a fase que requer conhecimento e análise subjetiva do candidato e necessita de técnicos de RH com larga experiência para que seja bem realizada. Nesta linha do autor supracitado, apoia-se o domínio desta investigação, que busca ampliar o entendimento das vantagens de utilização das redes neuronais artificiais como sistemas de apoio aos processos de recrutamento e seleção, admitindo que participação dos especialistas de RH é de total importância para finalização de atividades desta natureza. Além disto, a IA no R&S apoia e estreita o relacionamento com candidatos das novas gerações, habituados em se relacionar com a máquina, como meio facilitador do dia a dia. Estes jovens, futuros e atuais funcionários vêm com elevada experiência digital e, por sua vez, também esperam vivenciar experiência digital integrada no trabalho, tanto em torno das experiências com as equipes, como no auxílio da produtividade e capacitação, como na facilidade para rápida comunicação, esperando que o RH possa também oferecê-la (Deloitte, 2017). Portanto, aquelas empresas que desejam sobressair e alcançar diferenciais competitivos, terão que estar atentas às novas formas de atrair, de se relacionar com os talentos e à nova era de digitalização (Michailidis, 2018).

Apesar do cenário de inserção das tecnologias apresentar grande potencial, a relação entre IA e RH, muitas vezes é vista com desconfiança, pois criou-se uma percepção de que isto desumanizaria a GRH ou até mesmo iria extinguir os cargos dos profissionais de RH (De Mendonça et al., 2018). No entanto, o homem não será nunca dispensável, pois a IA é capaz de armazenar e analisar dados, automatizar tarefas, controlar processos e indicar saídas, porém ela não consegue criar estratégias da estaca zero, contribuindo com a percepção que as pessoas exercem papel de diferenciação.

Angus e Harvey (2016), desenvolveram a sua investigação tendo por base em estudos da Universidade de Oxford, apresentando a informação que no conjunto das circunstâncias de automatização das tarefas, as partes que são caracterizadas pelas habilidades humanas se tornam cada vez mais importantes. Conforme dados apresentados pela Deloitte (2017), que identifica o futuro do trabalho por meio da visão de empresas no mundo inteiro, 77%, isto é, a maioria das empresas afirma que vai preparar os trabalhadores, que já fazem parte do seu quadro de funcionários, para usar a tecnologia ou irá promover um redesenho dos empregos para aproveitar melhor as habilidades humanas. De Mendonça et al., (2018) contribui acrescentando que não se pretende a substituição dos trabalhadores pelas máquinas e, sim a redução do tempo dedicado às atividades rotineiras, possibilitando que estes trabalhadores se dediquem à atividade com maior valor agregado. Para Visa, Einolander e Vanharanta (2015), o processo de seleção não pode ser feito de forma totalmente automática e uma parcela de julgamentos humanos se fazem sempre necessários.

Por fim, reafirma-se a crença que as pessoas em uma organização são a chave para a sua competitividade (Chen, Lin, & Chu, 2013), enaltecendo o cerne da questão se fundamenta em identificar as possibilidades e facilidades que a IA pode proporcionar para tarefas difíceis, cansativas e demoradas, como as primeiras etapas que antecedem a entrevista final com candidatos, tornando o processo de recrutamento e seleção, como um todo, numa tarefa mais ágil e mais eficiente e prazerosa.

1.4 O Estado da Arte em IA aplicada ao Recursos Humanos

Este tópico destina-se a elucidar o que está a ser feito no campo em estudo. Logo, o objetivo é clarificar sobre o cenário em torno da Inteligência Artificial aplicada ao Recursos Humanos, no que concerne à investigação científica. Para satisfazer este propósito, apresenta-se o panorama do número de publicações que tiveram como estudo a utilização da IA na área de RH, no período entre os anos de 2000 e 2018, indexadas a base de dados *Scopus* e *Web of Science*, no idioma inglês (Jatoba et al., 2019). Para tal, recorreu-se à base de dados *B-On* que faculta o acesso às diferentes publicações.

Na Figura 4 apresenta-se uma visão geral da quantidade de trabalhos científicos publicados ao longo do intervalo de tempo de 2000 a 2018, no qual foram identificadas 32 publicações. Observa-se o crescimento no interesse em investigar o tema, no período de 2000 a 2010, infere-se que esse crescimento acompanha a evolução da investigação sobre o tema de inteligência artificial em diferentes áreas de atuação, seja ele na área de recursos humanos ou em diferentes áreas de sua aplicação, como engenharias, medicina e outras. Segue-se um período de redução na investigação (entre os anos de 2011 e 2017) e posterior retomada no crescimento no ano de 2018.

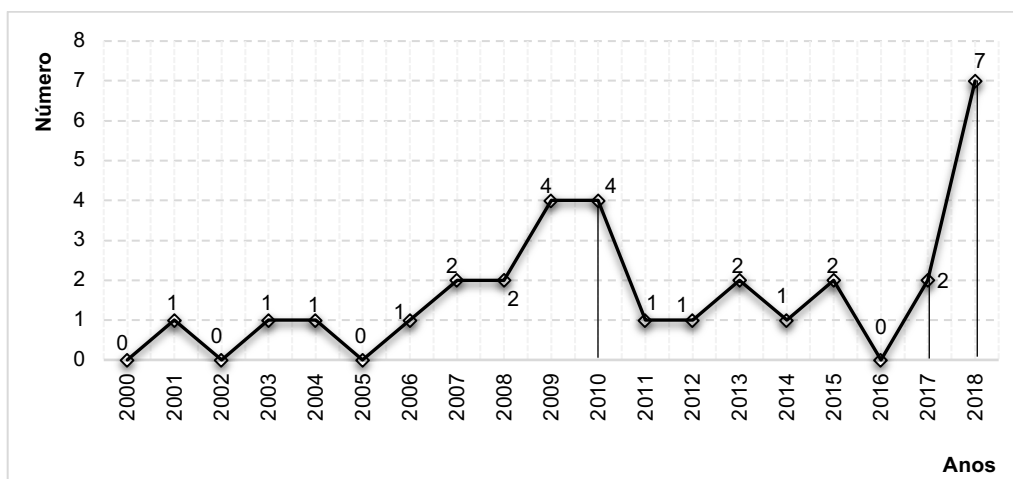


Figura 4: N.º de publicações sobre a Inteligência Artificial aplicada à área de Recursos Humanos.

Fonte: Elaboração própria.

Esta aplicação metodológica identifica nesta "Primeira Década", ou seja, entre 2000 e 2010, um artigo de Huang, Wu, Kuo e Huang (2001) com IA do tipo RNA, aplicada em RH, corroborando acerca do papel da IA no R&S como um sistema de apoio à decisão. Já em 2010, um dos anos de destaque no período, a maior parte das investigações envolvem aplicabilidade em gestão de RH,

ou seja, a IA no apoio à tomada de decisão, representando 75% da aplicação no período, destacando artigos de Feng e Gao (2009); Li e Zhu (2010) e Wang e Jiang (2010). No período que compreende os anos de 2011 a 2017, apresenta-se um decréscimo nos trabalhos da IA na área de recursos humanos, isto é, um 'Período de Abrandamento' no interesse acerca do tema, que gera questionamento sobre os motivos que ocasionaram esta mudança no comportamento das pesquisas. Quanto à aplicação em subsistemas de RH, verifica-se que cerca de 33,3% da aplicação da IA concentra-se na gestão, ou seja, no apoio à tomada de decisão. Já 22,2% está aplicada à estimativa de equipes, ou seja, apoio ao dimensionamento do número de trabalhadores para empresas, no qual se destacam nesta fase Xie e Yanjun (2015) e Liu (2017). No entanto, o ano de 2018 é marcado pelo aumento no interesse em pesquisar o tema, representando 21,8% do total de pesquisas, ao longo dos 18 anos. Neste 'Período de crescimento Súbito', 71,4% das pesquisas são aplicadas a temas de recrutamento e seleção, atividades envolvendo atração e escolha mais adequada de trabalhadores, como sistema de apoio para empresas. Embora, como apresentado neste panorama geral, existam poucas pesquisas sobre IA aplicadas a Recursos Humanos, bem como um comportamento de uso disperso, este levantamento oportuna o desenvolvimento de mais investigações e o aprofundamento em ensaios desta natureza, que proporcionem mais conhecimento sobre como esta modalidade de automação tem impactado e/ou pode impactar de modo positivo o cenário da gestão de recursos humanos, além de como o avanço da IA tem influenciado essa mudança no cenário de interesse.

2. Métodos e Metodologia de Investigação

2.1 Objetivo do estudo e Hipóteses de Investigação

O presente estudo tem como objetivo principal construir um modelo que permita modelar e identificar os benefícios e as funcionalidades que a utilização da Inteligência Artificial (IA), do tipo Rede Neuronal Artificial pode acarretar quando aplicada no processo de recrutamento e seleção, de profissionais da área de vendas, para o cargo/função de técnico de vendas, como um sistema de apoio à tomada de decisão, isto é, um sistema de ajuda que irá auxiliar o profissional de Recursos Humanos (RH). Deste modo, para dar resposta ao principal objetivo do estudo, estabeleceram-se os seguintes objetivos específicos (OE):

OE₁: Identificar os principais atributos de um grupo de indivíduos que se candidataram ao cargo de técnico de vendas, no Brasil, no período de 2014 a 2018;

OE₂: Identificar as associações entre os principais atributos contidos nos CV com a nota atribuída a cada um destes candidatos;

OE₃: Identificar um modelo de RNA, do tipo múltiplas camadas *feedforward*, aplicado ao processo de R&S para o cargo/função de técnico de vendas.

Para complementar o presente estudo de investigação foram formuladas as seguintes hipóteses de investigação (HI):

HI₁: *Existem diferenças relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos por sexo (masculino e feminino);*

HI₂: *Existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos;*

HI₃: *A variável tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos encontram-se associadas;*

HI₄: *Existe uma associação entre o tempo de experiência em outros setores e a nota atribuída aos currículos;*

HI₅: *Existem diferenças nas médias por número de cursos frequentados na área de vendas relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos.*

2.2 Descrição da recolha de dados

Para o presente trabalho de investigação, nomeadamente para a caracterização, construção e estimação do modelo utilizaram-se dados secundários contidos nos Curriculum Vitae (CV) em análise, documentos que permitem aos profissionais de mercado, apresentarem as suas competências e qualificações de forma clara, eficaz e distintiva.

A base de dados como foi contruída por especialistas de recursos humanos, no período compreendido entre janeiro de 2014 e dezembro de 2018, que por motivos de confidencialidade e de anonimato, a identificação da base de dados não pode ser revelada.

Em termos metodológicos, foi realizada uma análise de conteúdo de 800 CV ancorado numa grelha de análise constituída pelas seguintes categorias: idade e sexo e as competências técnicas adquiridas por meio de experiência profissional (na área de vendas e em outras áreas), de cursos e treinamentos, a nível educacional, bem como conhecimentos linguísticos.

Deste modo, a recolha de dados se deu por meio de atributos, requisitos de competências e qualificações técnicas (*Hard Skills*⁴) contidas nos currículos da base de dados de CV.

Na definição dos critérios a serem trabalhados na RNA foi utilizada uma amostra de 80 CV, provenientes da base de dados já referenciada.

⁴ *Hard Skills* – são as competências de natureza técnica dos profissionais, contidas nos currículos, também denominadas na literatura de competências técnicas.

2.3 Descrição do tratamento dos dados

Para o tratamento de dados de explicação dos processos de R&S de profissionais da área de vendas, a sua modelação e previsão, recorreu a três técnicas estatísticas: a análise descritiva exploratória, a análise inferencial para validação das hipóteses e ao modelo de redes neuronais artificiais, respetivamente. Na primeira análise e de modo a apresentar os dados, recorre-se à produção de tabelas de frequências absolutas e relativas, bem como de medidas de tendência central (média) e dispersão (desvio padrão), com o propósito de caracterizar a população em estudo e ajudar a identificar o perfil dos candidatos ao cargo de técnico de vendas, na qual utilizou-se o *software SPSS Statistics* versão 25.0. Com a análise inferencial, pretendeu-se validar as hipóteses de investigação fixadas. Para tal, e sempre que possível, foram aplicados testes paramétricos, nomeadamente o *t-Student* no sentido de analisar se existem diferenças entre médias para duas amostras independentes. Segundo Pestana e Gageiro (2008), para utilizar-se de testes paramétricos é necessário que se verifiquem pressupostos na amostra, isto é que a mesma seja superior ou igual a 30 elementos por amostra ou verificar se a distribuição da média amostral segue a normalidade. Além disto, segundo os mesmos autores deve-se verificar se as variâncias são homogêneas para amostras independentes, utilizando-se o teste de *Levene*. Para os casos que não atendiam aos pressupostos de utilização de testes paramétricos, relativamente à identificação de diferenças entre amostras independentes, na análise de variáveis ordinais, utilizou-se o teste de *Mann-Whitney*. No que diz respeito à análise da associação entre uma variável nominal e outra variável nominal ou ordinal, aplicou-se testes não paramétricos, nomeadamente o teste de independência χ^2 (Qui-Quadrado), nos casos que cumpriam com os pressupostos básicos da aplicação do mesmo (ter no máximo 20% de células com valor esperado menor do que cinco) ou transformou-se as variáveis em dicotómicas para que se aplicasse o teste de *Fisher* (Pallant, 2011). Em toda a análise se assume um nível de significância de 5% ($\alpha=0,05$) para tomada de decisões sobre a validação das hipóteses de investigação.

No sentido de resumir as técnicas estatísticas utilizadas, apresenta-se a seguinte tabela.

Tabela 1: Resumo das técnicas estatísticas utilizadas na investigação.

Objetivos Específicos	Técnica de análise
OE ₁ : Identificar os principais atributos dos indivíduos que se candidataram ao cargo de técnico de vendas, no Brasil, no período de 2014 a 2018.	Tabela de frequências Medidas de tendência central (Média) e Dispersão (Desvio padrão)
OE ₂ : Identificar as associações entre os principais atributos contidos nos CV com a nota atribuída a cada um destes candidatos.	
OE ₃ : Identificar um modelo de RNA, do tipo múltiplas camadas <i>feedforward</i> , aplicado ao processo de R&S para o cargo/função de técnico de vendas.	Rede Neuronal Artificial
Hipóteses de Investigação (HI)	Técnica de análise
HI ₁ : Existem diferenças relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos por sexo (masculino e feminino).	<i>t-Student</i>
HI ₂ : Existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos.	<i>Fischer</i>
HI ₃ : A variável tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos encontram-se associadas.	χ^2 (Qui-Quadrado)
HI ₄ : Existe uma associação entre o tempo de experiência em outros setores e a nota atribuída aos currículos.	χ^2 (Qui-Quadrado)
HI ₅ : Existem diferenças nas médias por número de cursos frequentados na área de vendas relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos.	<i>Mann-Whitney</i>

Já a terceira e última etapa recorreu à construção de um modelo, nomeadamente ao Modelo de Redes Neurais Artificiais (RNA), utilizando o *software* MATLAB. Este modelo tem como base a aprendizagem supervisionada. Neste tipo de aprendizagem, o alvo da classificação é conhecido, ou seja, ao elaborar o sistema já foram estabelecidos, além dos parâmetros de entrada (p), os parâmetros de saída (t) que se esperava que a rede neuronal artificial indicasse.

No modelo da RNA os dados, após as devidas transformações, foram divididos em três conjuntos, o primeiro para o treino da rede, o segundo para a validação e o terceiro para o teste. Nos pontos que se seguem descreve-se os procedimentos metodológicos associados ao modelo.

2.3.1 Tratamento dos dados

Esta etapa foi dedicada à organização dos currículos e à definição das informações que foram priorizadas como dados de entrada (p), bem como os dados de saída (t) da RNA. Deste modo, a transformação dos dados de entrada (p) consistiu na definição dos critérios e atributos curriculares importantes, de natureza técnica, contidos numa análise e descrição de função, para o perfil de profissionais da área de vendas, prioritariamente do cargo de técnico de vendas, a ser aprendido pela rede neuronal artificial.

Nesta etapa, definiu-se quais os fatores, nomeadamente atributos, foram priorizados para análise dos currículos. Estes atributos, por sua vez, foram qualificados, o que auxiliou na etapa posterior de codificação, no qual o lançamento dos dados ocorreu de modo manual.

Além disto, os dados de entrada serviram de suporte à análise dos currículos e atribuição da nota destes currículos, apoiando a identificação de quais candidatos têm maior aderência com o perfil da análise e descrição da função.

Como parâmetros de entrada (p), foram consideradas as seguintes características indicadas como os atributos e respetivas qualificações curriculares, além da codificação utilizada apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Atributos em análise.

Atributo	Qualificação	Tipo de variável	Codificação	N.º de nós da RNA no atributo
Idade	Sem informação	Ordinal	0	6
	18 a 23 anos		1	
	24 a 29 anos		2	
	30 a 35 anos		3	
	36 a 41		4	
	42 ou mais		5	
Sexo	Masculino	Nominal	1	2
	Feminino		2	
Nível Educacional	Menor que 2º grau	Ordinal	1	5
	2º grau completo		2	
	Graduação		3	
	Pós-graduação/Mba		4	
	Mestrado		5	
Viatura própria (moto/automóvel)	Não Possui	Nominal	1	2
	Possui		2	
Experiência no setor de vendas (tempo)	Não informado	Ordinal	0	1
	Sem experiência		1	
	até 6 meses		2	
	entre 7m a 1 ano		3	
	De 1,5 a 2 anos		4	
	2,5 a 3 anos		5	
	3,5 a 5 anos		6	
	5,5 a 9 anos		7	
Experiência Tipo de função	10 ou mais anos	Ordinal	8	1
	Não se aplica		0	
	Técnico		1	
	Consultor		2	
	Gestor		3	
Experiência em outros setores (tempo)	Não informado	Ordinal	0	1
	Sem experiência		1	
	até 6 meses		2	
	entre 7m a 1 ano		3	
	De 1,5 a 2 anos		4	
	2,5 a 3 anos		5	
	3,5 a 5 anos		6	
	5,5 a 9 anos		7	
Cursos/treinamentos em vendas (quantidade de cursos)	10 ou mais anos	Ordinal	8	1
	Nenhuma formação		1	
	De 1 a 3 cursos		2	
	De 4 a 6 cursos		3	
Cursos/treinamentos afins área de vendas-atendimento presencial, online e telefónico; recepção; contato com cliente (quantidade de cursos)	7 ou mais cursos	Ordinal	4	1
	Nenhuma formação		1	
	De 1 a 3 cursos		2	
	De 4 a 6 cursos		3	
Promoção no Trabalho (encarreamento)	7 ou mais cursos	Nominal	4	1
	Não		1	
Conhecimentos linguísticos/Português	Sim	Nominal	2	1
	Não		0	
Conhecimentos linguísticos/Inglês	Sim	Nominal	1	1
	Não		0	
Conhecimentos linguísticos/Espanhol	Sim	Nominal	1	1
	Não		0	
Experiência em venda de serviços	Sim	Nominal	1	1
	Não		0	

Nota: Atributos, qualificações e codificação considerados no método.

Fonte: Elaboração própria.

Assim, a transformação considerou como dados de entrada (p), além de dados que caracterizam o indivíduo (idade e sexo), as competências técnicas adquiridas por meio de experiência profissional

(na área de vendas e em outras áreas), de cursos e treinamentos, a nível educacional, bem como conhecimentos linguísticos. Nesta investigação, estas competências técnicas foram definidas como relevantes na contribuição do aumento da performance profissional, afinal elas são aplicadas à rotina do profissional. Além disto, a análise de competências técnicas é a etapa que auxilia os profissionais de RH a realizarem as etapas posteriores do R&S, que se dedicam a avaliar as competências de natureza subjetiva.

Como critério de exclusão: não foram inseridas as competências subjetivas dos candidatos (*soft skills*), pois o estudo baseou-se na premissa de investigação e desenvolvimento da IA como um apoio à tomada de decisão e, deste modo o papel do técnico de RH é indispensável para etapas que sucedem o trabalho da RNA. E que as competências desta natureza são melhor avaliadas por um profissional com experiência na atividade de R&S, com uso de técnicas, dentre elas a entrevista.

Quanto à transformação dos dados de saída (t), isto é, os *targets* da RNA, foram criadas classificações, de 1 a 10 (com valoração crescente) para classificar as análises do perfil do cargo em questão.

2.3.2 Técnica de tratamento dos dados

Esta tarefa foi realizada através de duas etapas: a primeira foi a construção de matrizes com parâmetros de entrada e saída, com uso do Microsoft Excel 2016, e a segunda etapa foi a construção e o treino da rede neuronal artificial, utilizando o *software* MATLAB.

2.3.2.1 Técnica de tratamento dos dados: construção de matrizes

A técnica de construção consistiu em estabelecer os atributos e parâmetros base que serviram de apoio ao algoritmo de aprendizagem (indutor), contendo um conjunto de CV de exemplo. Foram elaboradas duas matrizes, utilizando o Microsoft Excel 2016. A primeira matriz, aqui denominada de “matriz (p)” foi composta do conjunto de dados de entrada (atributos contidos nos CV), nesta o número de linhas é igual ao número de currículos analisados e o número de colunas é igual ao número de atributos curriculares previamente definidos na etapa de transformação dos dados. Deste modo a matriz (p) foi composta por 800 linhas, que corresponde ao número de currículos analisados e 14 colunas, que corresponde ao número de atributos definidos para realização da análise.

Já a segunda matriz, aqui denominada de “matriz (t)”, contém o mesmo número de linhas da matriz (p), isto é, 800 linhas. No entanto, difere no número de colunas, contendo apenas uma coluna, na qual foi atribuída uma nota de classificação para o perfil de técnico de vendas. Assim, a matriz (t) é composta por uma saída, que promoveu a classificação do currículo ao cargo de técnico de vendas. Para cada CV analisado, este recebeu uma nota de classificação final, de 1 a 10, para o tipo de cargo/função. Esta nota atribuída foi baseada nos critérios qualificadores, sendo realizada por um especialista em RH com mais de 14 anos de experiência na área. Na compreensão destes valores classificatórios, entende-se que: o CV com nota entre 1 e 6 não está adequado para continuar na fase de seleção, nomeadamente, insuficiente. Já o CV com notas 7, 8, 9 ou 10 são os mais adequados para continuar nas etapas de seleção, nomeadamente, suficiente, bom, muito bom e excelente, respetivamente.

Para aqueles currículos de indivíduos que apresentaram perfil para área de vendas com nível acima do perfil de técnico de vendas, nomeadamente, currículos de indivíduos com perfil de consultor de vendas, atribuiu-se nota 5 para todos estes casos. Nesta situação, procurou-se realizar classificação intermediária, visto que estes CV são de profissionais que já atuaram como técnico de vendas e evoluíram para um nível de vendedor superior. Este critério foi utilizado para auxiliar o técnico de RH na tomada de decisão, pois em caso de haver opções de CV com notas suficientes ou superiores (nota 7 ou mais), a empresa poderá optar por um candidato com competências superiores do cargo que busca, filtrando somente aqueles que apresentaram nota 5. Já para os currículos, nomeadamente, de indivíduos com perfil de gestor em vendas foi atribuída nota 1 em todos estes casos, visto que este perfil difere totalmente da análise e descrição do cargo priorizado nesta investigação. E contratar um supervisor para o cargo de técnico de vendas, seria um retrocesso na carreira do candidato, o que nesta investigação julga-se inapropriado.

Além disto, nos atributos cinco e sete, nomeadamente, experiência no setor de vendas e experiência em outros setores, respetivamente, atribuiu-se a classificação 0 para aqueles casos nos quais o candidato informa ter experiência nestes atributos, mas omitiu o período de tempo que permaneceu nestas experiências. A omissão desta informação pode atrapalhar a análise do técnico de RH, o que pode vir a comprometer a qualidade do processo seletivo como um todo, justificando-se a nota atribuída.

Como critério de inclusão: o método levou em consideração no aprendizado, a inclusão de CV na base fora do perfil desejado. Como afirma Harris (2018), essa inserção ajuda o algoritmo a aprender regras (treinamento), que classificam com uma baixa classificação estes candidatos, e sejam removidos e desconsiderados para seguir na etapa final de um processo seletivo, como a etapa de entrevistas.

Importa ressaltar que esta etapa de construção das matrizes foi realizada de forma manual com a participação de um especialista de Recursos Humanos, com cerca de 14 anos de experiência na gestão do setor e, em atividades de recrutamento de seleção em todos os níveis hierárquicos organizacionais, em empresas de pequena, média e grande dimensão (multinacionais). O papel do profissional foi de classificar os candidatos para cada atributo ou qualificação de entrada para o tipo de vaga, técnico de vendas. Além disto, coube a este profissional a tarefa de classificar cada CV na escala de 1 a 10 para complementar os dados a serem introduzidos na RNA. Portanto, não se excluiu, em sua totalidade, a subjetividade presente nesta atividade classificadora, mas reforça-se a premissa que o fator humano é indispensável mesmo em atividades desta natureza.

2.3.2.2 Técnica de tratamento dos dados: migração da matriz para o MATLAB

Os dados contidos nas matrizes foram migrados para o MATLAB ® (*software* interativo de alta performance para desenvolvimento de RNA), em busca de compreender a atuação da Inteligência Artificial no recrutamento e seleção de candidatos. Esta plataforma foi quem deu o suporte à simulação e ao treinamento da base de dados em torno do comportamento dinâmico da rede a ser construída com o aprendizado por reforço. Esta ferramenta auxiliou a investigação no apoio à

análise, pré-processamento e anotação de sinais interactivamente; extração de recursos e transformação de sinais para treinar redes neuronal e na construção do modelo de aprendizagem.

2.3.3 Modelo de Rede Neuronal Artificial

A escolha do modelo de RNA se baseia nos preceitos de Haykin (2001) e adota a visão de alguns pesquisadores neste campo, como o de Zhang (2003) que elucida o quão este tipo de modelo é promissor e alternativamente válido para modelação e previsão, quando comparado aos modelos clássicos como o de regressão linear múltipla, por exemplo. O interesse em pesquisas com aplicação de RNA é justificado pelos benefícios que esta pode proporcionar, como a capacidade de reconhecer e aprender das relações subjacentes entre a camada de entrada e a camada de saída, sem consideração física explícita, independentemente dos problemas de dimensão e sistema de não-linearidade (Basheer & Hajmeer, 2000).

Para este estudo, recorreu-se ao modelo de RNA do tipo múltiplas camadas *feedforward*. Na perspectiva de Law e Au (1999) a RNA do tipo *feedforward* é composta por três camadas distintas (camada de entrada, uma ou mais camadas escondidas e uma camada de saída).

Assim, o modelo da RNA do tipo múltiplas camadas *feedforward* aplicado como recurso metodológico central na previsão e classificação dos CV ao cargo/função de técnico de vendas está representado de modo gráfico na Figura 5, a seguir.

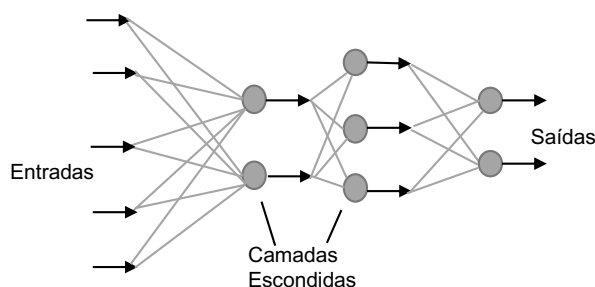


Figura 5: Representação gráfica de Rede Neuronal Artificial Múltiplas Camadas *feedforward*.

Fonte: Adaptado de Haykin (2009 p. 29).

Onde,

as entradas são os atributos definidos do CV (idade, sexo, nível educacional, possuidor de moto/automóvel, experiência no setor de vendas, experiência tipo de função, experiência em outros setores, cursos/formação em vendas, cursos/formação em outras áreas, promoção no trabalho, conhecimentos linguísticos/línguas faladas e experiência em vendas no setor de serviços). E a saída é a classificação de 1 a 10 do técnico de vendas. Em termos práticos, a entrada é formada pelo conjunto dos 14 atributos curriculares priorizados no estudo, contidos na análise e descrição de função para os perfis de profissionais da área de vendas, do tipo técnico de vendas a ser aprendido pela rede. A cada um destes 14 atributos de entrada foi atribuído um peso pelo processo de aprendizagem, para que a RNA pudesse fazer o cruzamento dos dados, gerando uma saída, que classificou o currículo (CV) analisado para a vaga de técnico de vendas. Cada CV então recebeu

uma classificação de 1 a 10, sendo 1 pouca afinidade e 10 muita afinidade e aptidão para ocupação da vaga.

Matematicamente, a rede *feedforward* múltiplas camadas utilizada está representada de modo compacto na Figura 6 (Teixeira & Fernandes, 2010, p.2427).

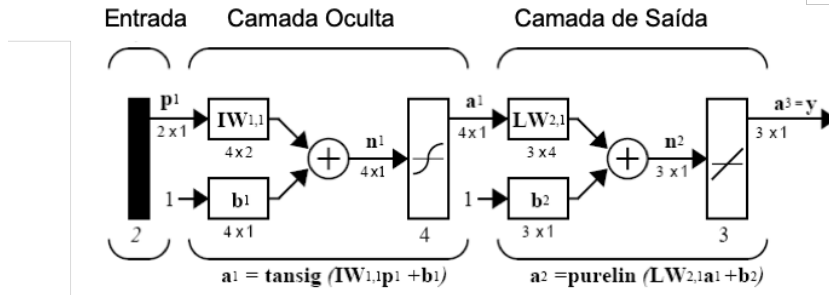


Figura 6: Representação compacta de uma rede *feedforward* múltiplas camadas.

Fonte: Adaptado de Teixeira e Fernandes (2010, p.2427).

Nesta, destaca-se:

- o conjunto de n conexões de entrada (x_1, x_2, \dots, x_{14}) são os 14 atributos, caracterizadas por pesos (p_1, p_2, \dots, p_n);
- o somador (Σ) para acumular os sinais de entrada;
- uma função de ativação (φ) que limita o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída (y) a um valor fixo. No qual y representa a classificação do técnico de vendas.

As conexões entre neurônios terão seu comportamento simulados através dos pesos (p).

A função matemática da RNA do tipo multicamadas está representada na equação, fundamenta por (Fernandes, Teixeira, Ferreira, & Azevedo, 2008) na Equação 2.

$$Y_t = b_{2,1} + \sum_{j=1}^n w_j f \left(\sum_{i=1}^m W_{ij} y_{t-i} + b_{1,j} \right) \quad (2)$$

Onde,

m é o número de nós de entrada; n é o número de nós ocultos; f é uma função de transferência sigmoide (a equação indica também a utilização de função de ativação linear na camada de saída); $\{w_j, j = 0,01, \dots, n\}$ é um vetor de pesos dos nós ocultos para os nós de saída; $\{W_{ij}, i = 0,1, \dots, m; j = 1,2, \dots, n\}$ são pesos da entrada para nós ocultos; $b_{2,1}$ e $b_{1,j}$, são a tendência associada aos nós nas camadas de saída e oculta, respetivamente.

Além disto, a criação do modelo de RNA utilizará três algoritmos de aprendizagem, nomeadamente *Resilient Back Propagation* (R-Prop), *Levenberg-Marquardt* (LM) e *Bayesian Regularization* (BR),

que segundo Beale, Hagan e Demuth (2010) estes dois últimos apresentam melhores resultados, no que diz respeito a erros quadráticos mais baixos que outro algoritmo qualquer para problemas de aproximações funcionais. Estes três algoritmos são variantes do *backpropagation* e serão utilizados para treino da rede neuronal para posterior seleção daquele que apresentar melhores resultados. Quanto à função de ativação, para realização dos experimentos da RNA, recorreu-se a quatro funções, nomeadamente, Tangente Sigmoidal (TanSig) ou tangente Hiperbólica, utilizada quando se pretende que a função de ativação assuma valores negativos, ou seja, uma forma antissimétrica em relação à origem; à função Logarítmica Sigmoidal (LogSig) que se estende-se de 0 a +1; à função Linear (PureLin) mais utilizada na camada de saída (Haykin, 2001) e à função Elliot (Elliott, 1993). A função TanSig está representada na Equação 3 (Haykin, 2001).

$$f(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \quad (3)$$

A função LogSig está representada nas Equação 4 (Haykin, 2001):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

A função Linear está representada nas Equação 5 (Haykin, 2001):

$$f(x) = x \quad (5)$$

Já a função Elliot se trata de uma função com uma complexidade matemática menor (Elliott, 1993), alternativa às funções mais utilizadas (Perrone, 1993) está representada na Equação 6.

$$f(x) = \frac{x}{1 + |x|} \quad (6)$$

As quatro funções de ativação também são ilustradas na Figura 7.

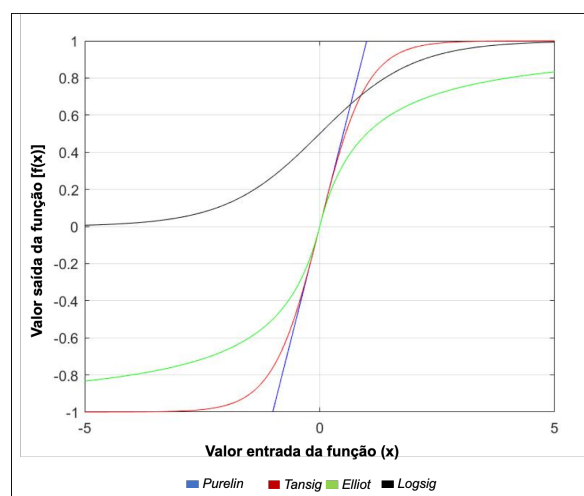


Figura 7: Funções de Ativação.

Fonte: Elaboração própria.

Por conseguinte, o método cumpre com os requisitos condicionantes para o treinamento de uma rede neuronal artificial, pois:

- Apresenta um conjunto de dados exemplo do problema que serão transformados em vetores de entrada (atributos de natureza técnica contidos nos CV) e vetores de saída (classificação do CV para o cargo de técnico de vendas);
- Os dados de entrada devem ser representativos acerca do problema a ser solucionado (atributos definidos mais relevantes no CV);
- O número de dados de entrada deve ser grande o suficiente para treinar a rede, visto que cada um deles recebe um peso e, este número de pesos corresponde às ligações entre os nós das diferentes camadas (14 atributos definidos).

2.3.3.1 Treino da Rede Neuronal

Os dados populacionais foram divididos em conjuntos de treino (70%), validação (15%) e teste (15%) para treinar a rede neuronal artificial.

O conjunto de treino é usado para ajustar os pesos da RNA durante sucessivas iterações do processo de treino. O conjunto de validação é usado para interromper o processo de treino evitando um problema da aprendizagem denominado de sobre-ajuste ou *overfitting*. Em cada iteração é avaliado o erro neste conjunto de validação. O treino é interrompido quando durante 6 iterações sucessiva o erro neste conjunto não diminui, o que denotaria que a RNA se estaria a sobre-ajustar ao conjunto de treino. Finalmente, o conjunto de teste não é usado durante o processo de treino e é reservado apenas para avaliar o desempenho final da RNA.

No treino da RNA realizou-se um conjunto de experiências, em função dos algoritmos de aprendizagem (R-Prop, LM e BR) para selecionar aquele modelo que se apresentava com melhor resultado. Para cada um destes algoritmos de treino foram aplicados diferentes tipos de combinações de funções de ativação, nomeadamente, [TanSig], [LogSig], [PureLin] e [Elliot], nas camadas escondidas e camada de saída, conforme indicado na Tabela 3.

Tabela 3: Resumo das combinações de funções de ativação nos algoritmos de treino.

Funções de Ativação				
Camada escondida	LogSig	TanSig	LogSig	TanSig
Camada de saída	PureLin	PureLin	Elliot	Elliot

Fonte: Elaboração própria.

Quanto à arquitetura da RNA *feedforward*, utilizou-se 28 nós na camada de entrada (resultantes de forma como foram codificados os 14 atributos), 1 nó na camada de saída e experimentou-se diferentes números de nós na camada escondida (1 nó; 2 nós; 4 nós; 6 nós; 10 nós e 20 nós). Em cada uma destas situações foram realizadas 40 secções de inicialização e treino da RNA para selecionar aquela que apresentou menor erro no conjunto de validação. Em seguida, avaliou-se o desempenho do modelo de RNA usando o conjunto de teste. Estas 40 sessões foram realizadas

porque em cada sessão de treino a RNA chega a um mínimo de erro local que depende do ponto de partida inicial (valor inicial dos pesos). Desta forma observam-se 40 valores de mínimos locais e seleciona-se o que tem erro mais baixo no conjunto de validação, aumentando a possibilidade do erro mínimo local estar mais próximo do mínimo absoluto.

2.3.3.2 Avaliação do Desempenho da RNA

A avaliação de uma RNA é feita com base em medidas de desempenho. Nesta investigação, recorreu-se à medição do Erro Absoluto médio ou *Mean Absolut Error (MAE)* e ao Erro Quadrático médio ou *Mean Squared Error (MSE)* no conjunto de teste. O *MAE* é a média entre a diferença absoluta entre o valor medido e o valor real, dado pela Equação 7.

$$MAE = \sum |t_i - x_i| \quad (7)$$

em que t_i e x_i são os valores do *target* e da saída, respetivamente, para cada CV.

No que se refere ao *MSE*, este é definido como sendo a média da diferença entre o valor do estimador e do parâmetro ao quadrado (Eq. 8).

$$MSE = \sum (t_i - x_i)^2 \quad (8)$$

Assim, a partir destas duas medidas foi possível descobrir a exatidão da rede neuronal construída, isto é, o seu nível de confiabilidade. Além disto, o método aplicado, em cumprimento aos objetivos pré-estabelecidos irá apoiar a identificar um modelo de RNA, do tipo múltiplas camadas *feedforward*, aplicado ao processo de R&S para o cargo/função de técnico de vendas.

2.4 População

A população total que fazia parte da base de dados, para o cargo/função de técnico de vendas, foi de 916 currículos profissionais. Porém, após a limpeza de alguns, porque ou estavam repetidos ou o ficheiro do CV estava em branco, a população final com que se trabalhou foi de 800 currículos profissionais. Estes dados foram divididos nos conjuntos de treino, validação e teste para o experimento com a rede neuronal artificial clássica.

Na Tabela 4 apresenta-se como foram organizados os dados dos experimentos, separando 70% para treino, 15% para validação e 15% teste.

Tabela 4: Organização dos dados (CV).

Experimento de RNA	Currículos	
Etapas	n	%
Treino	560	70
Validação	120	15
Teste	120	15
Total	800	100%

Os dados que compõem a investigação foram utilizados apenas para fins académicos, os quais foram obtidos, mediante consentimento automático dos candidatos ao enviarem os seus respetivos currículos (CV).

Ressalta-se que toda a informação que, porventura, pudesse gerar identificação pessoal foi totalmente excluída, garantindo que todos os candidatos tivessem as suas identificações preservadas.

2.5 Pré-teste

2.5.1 Estudo preliminar acerca da importância de pesquisa do tema

Jatobá et al. (2019) reporta a investigação sobre o uso de Inteligência Artificial em recrutamento e seleção e impactos na Gestão de Recursos Humanos. O estudo utilizou um levantamento de artigos científicos e materiais de conferências indexados à base de dados *Web of Science* e *Scopus* e publicados entre os anos de 2000 e 2018. Realizou-se também uma pesquisa de opinião com profissionais e gestores sobre o uso da ferramenta de IA como facilitadora do processo de recrutamento e seleção e impactos na gestão de recursos humanos, contribuindo para o posicionamento estratégico da área dentro das organizações. Os dados foram recolhidos por meio de questionários, tendo-se recolhido um total de 150 questionários. Concluiu-se que a prática ainda é muito embrionária nas organizações, embora a visão dos respondentes, seja positiva sobre os benefícios que a IA pode trazer para o recrutamento e seleção de candidatos. Deste modo, o modelo da IA, do tipo RNA, aplicada ao R&S é uma continuidade de investigações científicas na área que, por sua vez, também possa suscitar em mais outros estudos futuros.

2.5.2 Pré-teste da construção das entradas e saídas da RNA

Como forma de avaliar a necessidade de possíveis melhorias no modelo construído, realizou-se um pré-teste que ocorreu em duas etapas: a primeira foi realizada após a análise de 30 currículos (CV1 a CV30) e a segunda após 50 currículos analisados (CV31 a CV80).

A análise do CV1 ao CV30 proporcionou as seguintes alterações da matriz, nos atributos (At):

- At1 - Idade: inserção de mais um item de classificação, o item para os casos sem informação da idade e ajuste na escala de parâmetros de idades.
- At5 - Experiência no setor de vendas (tempo): ajuste na escala de parâmetros de tempo e a inserção de mais um item de classificação, o item para os casos sem informação do tempo em cada empresa.

- At6 - Experiência tipo de função: inserção de mais um item de classificação, o item não se aplica, para casos de CV no qual o candidato não se adequa a nenhuma função na área de vendas.
- At7- Experiência em outros setores(tempo): ajuste na escala de parâmetros de tempo e a inserção de mais um item de classificação, o item para os casos sem informação do tempo em cada empresa.
- At8 - Cursos/treinamentos em vendas (quantidade de cursos): antes o atributo considerava a soma da carga-horária, passando para a quantidade de cursos, visto que a maior parte dos CV não informavam a carga-horária.
- At9 - Cursos/treinamentos afins área de vendas- atendimento presencial, online e telefônico; recepção; contato com cliente (quantidade de cursos): antes o atributo considerava a soma da carga-horária, passando para a quantidade de cursos, visto que a maior parte dos CV não informavam a carga-horária.

A análise do CV31 ao CV80 proporcionou as seguintes alterações da matriz:

- Inserção de mais um atributo, correspondente à “Experiência em vendas de serviços”, aqui denominado de At14. Este atributo considera como itens de classificação Não e Sim.

3. Apresentação e Análise dos Resultados

Com base nos resultados da investigação aplicada, apresentam-se a seguir os resultados da análise exploratória descritiva, da análise inferencial para validação das hipóteses de investigação e do modelo de redes neuronais artificiais.

3.1 Caracterização da população

Com relação à caracterização sociodemográfica da população é apresentada segundo as seguintes variáveis (sexo, idade e nível educacional). Nesta apresenta-se também a medida de tendência central (média) e de dispersão (desvio padrão) das notas de classificação atribuídas aos currículos. Dos 800 currículos analisados e da informação apresentada na Tabela 5, pode dizer-se que:

- 435 são indivíduos do sexo masculino (54,4%) e 365 são indivíduos do sexo feminino (45,6%);
- no que diz respeito à variável idade, pode-se apurar que há indivíduos pertencentes a várias faixas etárias. Porém, há uma predominância de indivíduos que não informaram sua idade (30%), seguido de indivíduos com idade entre 24 e 29 anos (29,3%), e os 30 e 35 anos (19%), assim como 15%

tem idades entre os 18 e 23 anos. Ainda de acordo com a tabela, os indivíduos entre 36 a 41 anos correspondem a 4,9% e apenas 2,4% dos indivíduos possui 42 anos ou mais. É de referir que o indivíduo mais velho tinha 48 anos;

- quanto ao nível educacional, aferiu-se que 63,1% dos indivíduos possui 2.º grau completo e 35,1% possui nível de graduação. Somente 1,3% possui nível de pós-graduação e 0,5% nível menor que 2.º grau. É de referir que nenhum dos 800 indivíduos possui nível de mestrado;

- no que diz respeito às notas de classificação atribuídas aos currículos obteve-se um valor médio de 5,52 pontos, com 2,196 de dispersão (desvio padrão).

Tabela 5: Caracterização Sociodemográfica.

Variável	n	%
Sexo		
Masculino	435	54,4%
Feminino	365	45,6%
Total	800	100%
Idade		
Sem informação	240	30%
18 a 23 anos	116	15%
24 a 29 anos	234	29,3%
30 a 35 anos	152	19%
36 a 41 anos	39	4,9%
42 ou mais	19	2,4%
Total	800	100%
Nível Educacional		
Menor que 2º grau	4	0,5%
2º grau completo	505	63,1%
Graduação	281	35,1%
Pós-graduação/Mba	10	1,3%
Mestrado	0	0,0%
Total	800	100%
Nota de classificação dos currículos	Média	Desvio padrão
	5,52	2,196

Assim, numa escala de 1 a 10 pontos, apresenta-se 472 indivíduos (58,9%) que receberam nota 6 ou menos; 311 indivíduos (38,9%) receberam notas entre 7 e 8; 15 indivíduos (1,9%) receberam nota 9 e somente 2 indivíduos (0,3%) receberam a nota máxima. Na Figura 8 pode-se visualizar a distribuição das notas dos CV em cada ponto da escala, a qual se destaca a nota com o maior número de currículos (28,1%), isto é a nota 7.

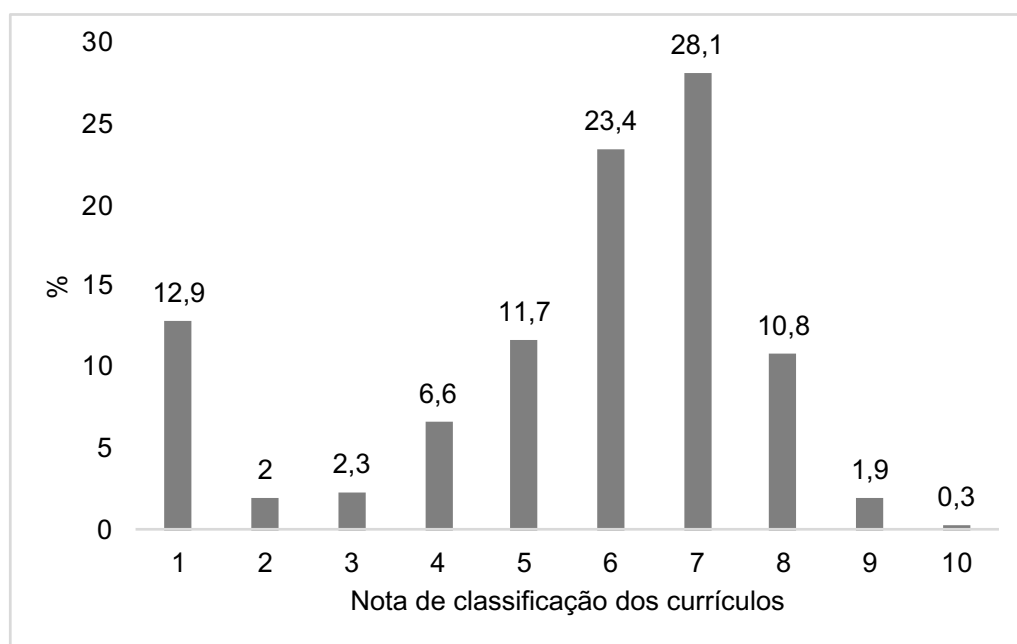


Figura 8: Nota de classificação dos Currículos na escala de 1 a 10 pontos.

3.2 Caracterização das competências técnicas adquiridas

Com base nos resultados referentes à caracterização da população no que diz respeito às competências técnicas adquiridas, nomeadamente, os atributos contidos nos currículos podem ser visualizados na Tabela 6. Verifica-se que a maioria dos indivíduos (87,6%), candidatos ao cargo de técnico de vendas, não possui viatura própria (moto ou carro) e somente 12,4% possui. No que diz respeito ao tempo de experiência no setor de vendas, pode-se apurar que há indivíduos com diferentes tempos de experiência. No entanto, há uma predominância de indivíduos que possuem de 1,5 a 2 anos de experiência (16,4%). Além disto, 15,9% de indivíduos informa ter experiência no setor de vendas, porém, não regista o tempo em cada uma das empresas pela qual trabalhou, seguido de 13,5% que possui de 3,5 a 5 anos de experiência e 13,5% não possui nenhum tipo de experiência em vendas. Ainda de acordo com a mesma tabela, 13% dos indivíduos possui experiência neste setor de 7 meses a 1 ano e 11,9% possui de 2,5 a 3 anos de experiência. Já os indivíduos que possuem de 5,5 a 9 anos de experiência correspondem a 8,1%, os que possuem até 6 meses de experiência correspondem a 5,9% e apenas 1,9% dos indivíduos possui 10 anos ou mais de experiência.

Tabela 6: Caracterização dos indivíduos quanto aos atributos contidos nos CV.

Variável	n	%	Variável	n	%
Viatura própria (moto/automóvel)			Cursos e treinamentos em vendas (quantidade)		
Não possui	701	87,6%	Nenhuma formação	564	70,5%
Possui	99	12,4%	De 1 a 3 cursos	207	25,9%
Total	800	100%	De 4 a 6 cursos	26	3,3%
Tempo de experiência no setor de vendas			7 ou mais cursos	3	0,4%
Não informado	127	15,9%	Total	800	100%
Sem experiência	108	13,5%	Cursos e treinamentos afins à área de vendas (quantidade)		
Até 6 meses	47	5,9%	Nenhuma formação	482	60,3%
entre 7 meses a 1 ano	104	13%	De 1 a 3 cursos	307	38,4%
De 1,5 a 2 anos	131	16,4%	De 4 a 6 cursos	8	1%
De 2,5 a 3 anos	95	11,9%	7 ou mais cursos	3	0,4%
De 3,5 a 5 anos	108	13,5%	Total	800	100%
De 5,5 a 9 anos	65	8,1%	Promoção no trabalho (encarreamento)		
10 ou mais anos	15	1,9%	Não	754	94,3%
Total	800	100%	Sim	46	5,8%
Tipo de função de vendas			Total	800	100%
Não se aplica	120	15%	Conhecimento na língua portuguesa		
Técnico de vendas	559	69,9%	Não	0	0,0%
Consultor de vendas	95	11,9%	Sim	800	100%
Gestor de vendas	26	3,3%	Total	800	100%
Total	800	100%	Conhecimento na língua inglesa		
Tempo de experiência em outros setores			Não	704	88%
Não informado	126	15,8%	Sim	96	12%
Sem experiência	265	33,1%	Total	800	100%
Até 6 meses	26	3,3%	Conhecimento na língua espanhola		
entre 7 meses a 1 ano	95	11,9%	Não	777	97,1%
De 1,5 a 2 anos	113	14,1%	Sim	23	3%
De 2,5 a 3 anos	74	9,3%	Total	800	100%
De 3,5 a 5 anos	70	8,8%	Experiência em vendas de serviços		
De 5,5 a 9 anos	24	3%	Não	638	79,8%
10 ou mais anos	7	0,9%	Sim	162	20%
Total	800	100%	Total	800	100%

Ainda, pela análise aos resultados apresentados na tabela anterior verificou-se o seguinte:

- relativamente ao tipo de função exercida pelos indivíduos no setor de vendas e aferiu-se que 69,9% exerce ou já exerceu a função de técnico de vendas, 15% não se aplica ao setor de vendas, isto é, nunca exerceu nenhuma função em vendas, 11,9% exerce ou já exerceu a função de consultor de vendas e somente 3,3% dos indivíduos apresentam experiência em gestão de vendas;

- quanto ao tempo de experiência em outros setores, identificou-se que 33,1% dos indivíduos não possui experiência em atividades de outra natureza, 15,8% informa ter experiência em outros setores, porém, não regista o tempo em cada uma das empresas pela qual trabalhou, seguido de 14,1% que possui de 1,5 a 2 anos de experiência, 11,9% possui de 7 meses a 1 ano de experiência, 9,3% apresenta de 2,5 a 3 anos de experiência e 8,8% dos indivíduos têm de 3,5 a 5 anos de experiência. Já os indivíduos que possuem até 6 meses de experiência correspondem à 3,3%, os que possuem de 5,5 a 9 anos de experiência correspondem a 3% e somente 0,9% dos indivíduos possui 10 anos ou mais de experiência. Além disto, buscou-se conhecer a formação complementar dos indivíduos através de duas variáveis: a quantidade de cursos e treinamento em vendas e a quantidade de cursos e treinamentos em áreas afins a vendas (atendimento ao cliente, atendimento online e telefônico, receção e outros que envolvam contato com cliente). Na primeira, aferiu-se que a maioria (70,5%) da população não possui nenhum tipo de formação em vendas, 25,9% possui de 1 a 3 cursos ou treinamentos em vendas, seguido de 3,3% que possui de 4 a 6 cursos ou treinamentos em vendas e somente 0,4% possui 7 cursos ou mais objetivando a formação em vendas. Na segunda variável, a maioria (60,3%) também não apresenta nenhum tipo de formação em áreas afins a vendas, que envolvem o atendimento e contacto com cliente, 38,4% possui de 1 a

3 cursos ou treinamentos desta natureza, seguido de 1% que possui de 4 a 6 cursos ou treinamentos e somente 0,4% possui 7 cursos ou mais em formações com algum tipo de afinidade e contribuição para o exercício da atividade da área de vendas. Também buscou-se identificar se os indivíduos já haviam tido algum tipo de crescimento na carreira, através da variável que buscou identificar se ele já teve alguma promoção no trabalho, verificando-se que a maioria (94,3%) não registou em seus currículos algum tipo de promoção e somente 5,8% regista esta informação. Quanto aos conhecimentos linguísticos, buscou-se identificar o conhecimento nas línguas portuguesa, inglesa e espanhola, aferindo-se que o conhecimento na língua portuguesa é alto (100%), que se justifica, pois, os currículos analisados são de origem brasileira. Já o conhecimento da língua inglesa é baixo (12%) e o conhecimento da língua espanhola é ainda mais baixo (3%). Por fim, em relação a identificar se os indivíduos, candidatos ao cargo/função de técnicos de vendas, já haviam tido experiência em vendas de serviços, denota-se que a maioria (79,8%) dos indivíduos só possui experiência em vendas de produtos e somente 20% possui experiência em vendas de serviços.

3.3 Validação das hipóteses de investigação

No sentido de dar resposta às hipóteses de investigação fixadas, as quais suportam o objetivo de estudo e permitem complementar o presente estudo, recorreu-se à aplicação de testes estatísticos apropriados para cada uma, nomeadamente, testes paramétricos e na violação dos pressupostos destes, recorreu-se aos testes não paramétricos.

HI₁: Existem diferenças relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos por sexo (masculino e feminino).

De forma a dar resposta a esta hipótese de investigação, utilizou-se o teste *t-Student* para duas amostras independentes. Desta aplicação obteve-se um *p-value* de 0,022 inferior ao nível de significância. Pois, existem evidências estatísticas suficientes para afirmar, a um nível de significância de 0,05 a existência de diferenças entre as médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos do sexo masculino e os indivíduos do sexo feminino.

HI₂: Existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos.

Para poder testar a hipótese de investigação procedeu-se à aplicação do teste de *Fisher* para duas amostras independentes, visto que para esta situação existem mais de 20% de células com valor esperado menor do que 5. Obteve-se um *p-value* de 0,001 inferior a 0,05. Logo, existem evidências estatísticas suficientes para afirmar, a um nível de significância de 0,05 que existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos.

HI₃: A variável tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos encontram-se associadas.

De forma a analisar a associação entre a variável tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos, utilizou-se o teste de independência χ^2 (Qui-Quadrado). Verificou-se assim um *p-value* de 0,001 inferior ao nível de significância de 5%. Deste modo, afirma-se que existem

evidências estatísticas suficientes para afirmar, a um nível de significância de 0,05 que há associação entre o tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos.

HI4: Existe uma associação entre o tempo de experiência em outros setores e a nota atribuída aos currículos.

De forma a analisar a associação entre a variável tempo de experiência em outros setores e a nota atribuída aos currículos, utilizou-se o teste de independência χ^2 (Qui-Quadrado). Verificou-se assim um *p-value* de 0,001 inferior ao nível de significância de 5%. Deste modo, afirma-se que existem evidências estatísticas suficientes para afirmar, a um nível de significância de 0,05 que se verificou uma associação entre o tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos.

HI5: Existem diferenças nas médias por número de cursos frequentados na área de vendas relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos.

Para poder testar a hipótese de investigação procedeu-se à aplicação do teste não paramétrico de *Mann-Whitney* para duas amostras independentes, visto que foi violado o pressuposto de normalidade. Obteve-se um *p-value* de 0,016 inferior a 0,05. Logo, existem evidências estatísticas suficientes para afirmar, a um nível de significância de 0,05 que existem diferenças relativamente às médias da quantidade de cursos em vendas e às médias das notas atribuídas aos currículos.

Em síntese, de acordo com a Tabela 7, das cinco hipóteses de investigação formuladas inicialmente, todas foram validadas.

Tabela 7: Resumo dos resultados para as hipóteses de investigação.

Hipóteses de Investigação (HI)	Resultado
<i>HI1: Existem diferenças relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos por sexo (masculino e feminino).</i>	Validada
<i>HI2: Existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos.</i>	Validada
<i>HI3: As variáveis tempo de experiência em vendas e a nota atribuída aos currículos encontram-se associadas.</i>	Validada
<i>HI4: Existe uma associação entre o tempo de experiência em outros setores e a nota atribuída aos currículos.</i>	Validada
<i>HI5: Existem diferenças nas médias por número de cursos frequentados na área de vendas relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos.</i>	Validada

Neste sentido, existem indícios de que os indivíduos do sexo feminino apresentaram classificações mais elevadas quando comparadas com o sexo masculino. Ainda, pode constatar-se que os candidatos ao cargo de técnico de vendas titulares de uma graduação ou pós-graduação, com tempo de experiência acima de três anos, são detentores de atributos que lhe concedem vantagem competitiva para ocupação de vagas desta natureza, frente aos demais candidatos. É de ressaltar que tendo profissionais com estas qualidades, a *performance* da empresa pode vir a revelar-se mais eficiente e eficaz, o que pode levar a organização a se posicionar no mercado de modo diferenciado.

3.4 Modelo de Rede Neuronal Artificial

Para construção do Modelo de Rede Neuronal Artificial, começou-se por construir uma matriz no qual se selecionou 14 atributos de natureza técnica dos CV. Estes atributos, contidos nos currículos dos candidatos ao cargo de técnico de vendas, foram utilizados para a camada de entrada da rede.

Os atributos definidos neste estudo foram as variáveis: sexo, idade, nível educacional, viatura própria (moto ou automóvel), tempo de experiência no setor de vendas, tipo de experiência em vendas, tempo de experiência em outros setores, quantidade de cursos/treinamentos em vendas, quantidade de cursos/treinamentos em áreas afins às vendas, promoção no trabalho, conhecimentos linguísticos (português, inglês e espanhol) e experiência em vendas de serviços.

O modelo de rede neuronal aplicado é do tipo múltiplas camadas, no qual utilizou-se três camadas distintas, isto é, uma camada de entrada, que corresponde às variáveis anteriormente referenciadas dos 14 atributos dos CV, duas camadas escondidas (ocultas) e uma camada de saída (que corresponde a nota de classificação de cada currículo avaliado), com estrutura *feedforward*.

Para definição do modelo final, no que diz respeito ao algoritmo de treino e à arquitetura, a ser utilizado na aplicação da RNA para classificação de CV realizou-se um conjunto de experiências.

De acordo com este conjunto de experiências utilizou-se: três algoritmos de treino (variantes do *backpropagation*), nomeadamente, *Resilient Back Propagation*, *Levenberg-Marquardt* e *Bayesian Regularization*; diferentes combinações de funções de ativação (TangSig e LogSig nas camadas escondidas e PureLin e Elliot na camada de saída) e seis arquiteturas distintas, nas quais utilizou-se 28 nós na camada de entrada, 1 nó na camada de saída e diferentes números de nós nas camadas escondidas (1 nó, 2 nós, 4 nós, 6 nós, 10 nós e 20 nós).

Para cada um destes algoritmos, nestas combinações, realizou-se 40 sessões de treino e verificou-se que os melhores resultados obtidos foram com os algoritmos de treino *Bayesian Regularization* e *Levenberg-Marquardt*, nesta ordem, e com poucos nós nas camadas escondidas (entre 2 a 6 nós), tomando como base o erro absoluto médio ou *Mean Absolut Error* (MAE).

Neste sentido, destaca-se como melhor resultado o algoritmo de treino *Bayesian Regularization*, com as combinações das funções de ativação Tangente Sigmoidal (TanSig) na camada escondida e a função Linear (PureLin) na camada de saída, com arquitetura com 28 nós na camada de entrada, 2 nós na camada escondida e 1 nó na camada de saída, no qual obteve-se o MAE de 0,292 pontos. Em seguida, o algoritmo de treino *Levenberg-Marquardt* também apresentou bons resultados, no qual o MAE é de 0,333 pontos para arquitetura de 28 nós na camada de entrada, 6 nós na camada escondida e 1 nó na camada de saída. No entanto, para esta investigação, priorizou-se os resultados do algoritmo de treino *Bayesian Regularization*, descritos anteriormente.

As arquiteturas de 28 nós na camada de entrada, 20 nós na camada escondida e 1 nó na camada de saída, no algoritmo de treino *Bayesian Regularization*, foram descartadas, pois além do treino ter se apresentado muito demorado, verificou-se que os resultados estavam a cair.

Estes resultados, do conjunto de experiências realizadas, podem ser visualizados na Tabela 8, que permite constatar o modelo que teve melhor desempenho.

Tabela 8: Resumo dos resultados do conjunto de experiências da RNA.

Arquitetura	Algoritmo de Aprendizagem											
	Levenberg-Marquardt				Resilient Back Propagation				Bayesian Regularization			
	LogSig PureLin	TanSig PureLin	LogSig Elliot	TanSig Elliot	LogSig PureLin	TanSig PureLin	LogSig Elliot	TanSig Elliot	LogSig PureLin	TanSig PureLin	LogSig Elliot	TanSig Elliot
28 - 1 - 1	0,450	0,442	0,558	0,542	0,742	0,708	0,825	0,742	0,508	0,492	0,592	0,567
28 - 2 - 1	0,392	0,375	0,433	0,450	0,342	0,358	0,425	0,408	0,367	0,292	0,400	0,367
28 - 4 - 1	0,475	0,442	0,508	0,450	0,433	0,458	0,475	0,533	0,392	0,400	0,333	0,367
28 - 6 - 1	0,567	0,333	0,525	0,542	0,492	0,408	0,525	0,625	0,458	0,492	0,667	0,642
28 - 10 - 1	0,467	0,517	0,508	0,475	0,555	0,558	0,700	0,758	0,508	0,450	0,642	0,625
28 - 20 - 1	0,567	0,542	0,567	0,625	0,567	0,808	0,883	0,842	-	-	-	-

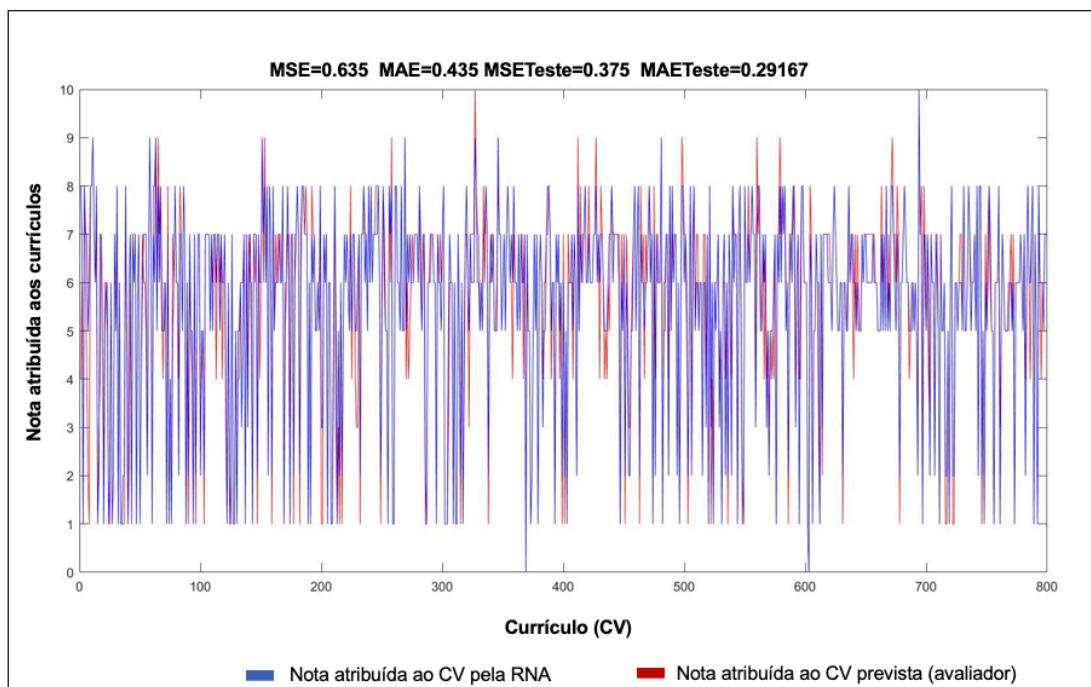
Nota: Arquitetura considerada nas camadas de entrada, camadas escondidas e camada saída, respetivamente. Funções ativação LogSig (Logarítmica Sigmoidal) e TanSig (Tangente Sigmoidal) utilizadas nas camadas escondidas e funções de ativação PureLin (Função Linear) e Elliot utilizadas na camada de saída respetivamente.

Deste modo, a seleção do melhor modelo considerado corresponde ao modelo em que as notas atribuídas aos CV previstas estão mais próximas das notas atribuídas aos CV reais. Isto significa dizer que o modelo escolhido é aquele no qual as notas atribuídas ao CV pela RNA estão mais próximas das notas atribuídas ao CV pelo avaliador, profissional da área de recursos humanos.

3.4.1 Desempenho do Modelo da RNA

Tal como já foi referenciado anteriormente, o experimento foi desenvolvido dividindo a base de dados (800 currículos) em 70% para treino, 15% para validação e 15% para teste. Para avaliação dos resultados de precisão da previsão, recorreu-se aos indicadores *MAE* e *MSE* apresentados no conjunto de teste.

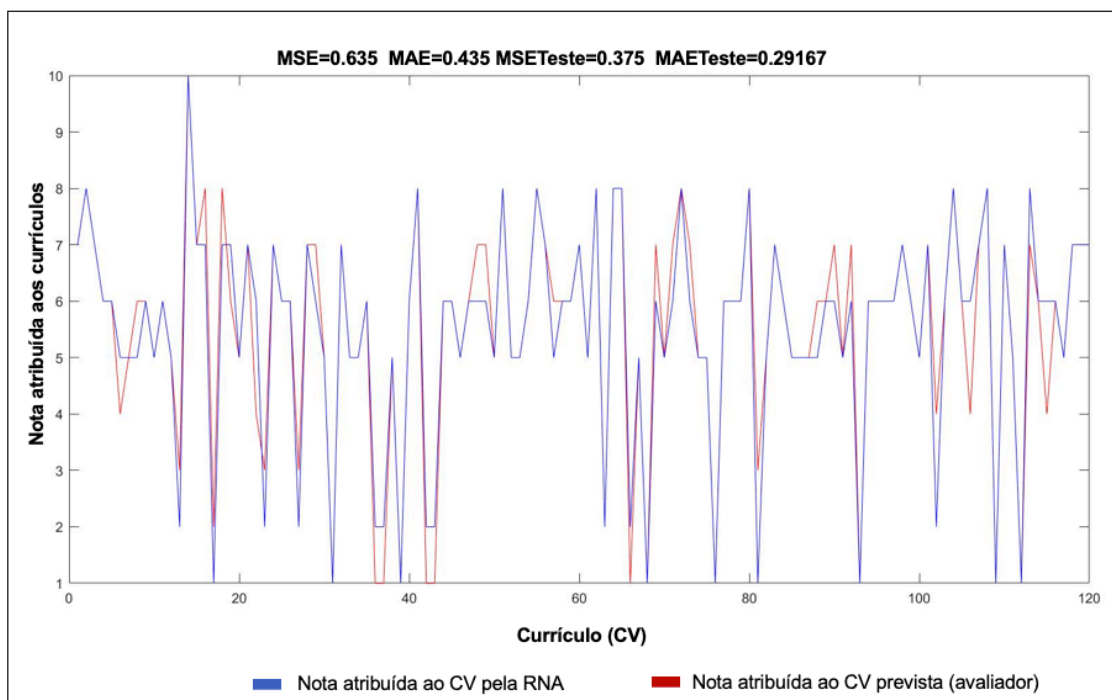
No que diz respeito aos resultados obtidos para o modelo de RNA aplicado a classificação dos CV para o cargo/função de técnico de vendas, apresentam-se no conjunto de teste o *MAE* de 0,292 pontos e o *MSE* de 0,335 pontos. Assim, considera-se o desempenho excelente do modelo da RNA, do tipo múltiplas camadas *feedforward*, aplicado ao processo de R&S para o cargo/função de técnico de vendas, visto que, numa escala de 1 a 10 pontos, o erro absoluto médio é inferior a 0,3 no conjunto de teste. A Figura 9 apresenta os resultados dos experimentos, ou seja, as notas atribuídas aos CV (escala de 1 a 10 pontos), levando em consideração os 800 currículos (100%), contidos nos conjuntos de treino, validação e teste. Verifica-se que, em vários casos a nota atribuída aos CV prevista é igual à nota atribuída ao CV pela RNA e, nos demais casos as notas atribuídas aos CV prevista estão muito próximas das notas atribuídas aos CV pela RNA.



Nota: MSE, Mean Squared Error; MAE, Mean Absolut Error.

Figura 9: Comportamento geral da RNA na atribuição de notas aos currículos.

Já na Figura 10 apresentam-se os resultados dos experimentos no conjunto de teste, ou seja, as notas atribuídas aos CV (escala de 1 a 10 pontos), levando em consideração 120 currículos, isto é, 15% da base. Neste conjunto de teste é possível verificar que, em vários casos a nota atribuída aos CV pela RNA é igual à nota atribuída pelo avaliador e, nos demais casos as notas atribuídas aos CV pela RNA estão muito próximas das notas atribuídas pelo avaliador.



Nota: MSE, Mean Squared Error; MAE, Mean Absolut Error.

Figura 10: Comportamento da RNA no conjunto de teste na atribuição de notas aos currículos.

Na matriz de confusão, apresentada na Figura 11, é possível analisar o modelo de classificação do aprendizado nas instâncias do conjunto de treino, validação e teste. Assim, analisando a matriz de confusão nestes conjuntos é possível observar que a relação entre a saída da RNA e o alvo da classificação foi prevista corretamente em 515 casos (64,4%), isto é o mesmo que dizer que a nota atribuída ao CV pela RNA foi igual à nota esperada. Além disto, é relevante o registro que os resultados da RNA foram arredondados para que pudessem produzir números inteiros. Também, ressalta-se que nos casos em que a previsão não é exatamente igual à classificação do avaliador, ela encontra-se muito próxima, quase sempre com apenas uma unidade de diferença, raramente duas unidades de diferença entre a previsão e a classificação do avaliador.

Prioriza-se a análise para o intervalo correspondente às notas dos currículos classificados entre 7 e 10, pois estes são considerados os candidatos mais aptos a seguirem no processo seletivo, o que significa dizer que estes candidatos estão mais habilitados a participar das etapas posteriores ao recrutamento, como dinâmicas de grupo e entrevistas. Já os demais currículos dos candidatos classificados com notas abaixo de 6 tendem a ser desconsiderados para as etapas posteriores do processo seletivo.

No que diz respeito ao grupo de candidatos classificados pela RNA com notas entre 7 a 10, do total de 800 currículos, 293 CV se enquadram nesta situação. Ainda neste contexto, verifica-se que em 218 casos (74,4%) a saída da RNA apresentou a nota igual ao alvo da classificação.

Saída da RNA	1	66 8.3%	5 0.6%	2 0.3%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	89.2% 10.8%
	2	33 4.1%	8 1.0%	9 1.1%	6 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	14.3% 85.7%
	3	3 0.4%	1 0.1%	0 0.0%	8 1.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0.0% 100%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	1 0.1%	5 0.6%	18 2.3%	91 11.4%	31 3.9%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	61.9% 38.1%
	6	1 0.1%	1 0.1%	2 0.3%	15 1.9%	1 0.1%	130 16.3%	64 8.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	60.5% 39.5%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.3%	3 0.4%	25 3.1%	148 18.5%	21 2.6%	1 0.1%	0 0.0%	74.0% 26.0%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	12 1.5%	63 7.9%	8 1.0%	0 0.0%	75.0% 25.0%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	6 0.8%	1 0.1%	75.0% 25.0%
	10	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	100% 0.0%
		64.1% 35.9%	50.0% 50.0%	0.0% 100%	3.8% 96.2%	95.8% 4.2%	69.5% 30.5%	65.8% 34.2%	73.3% 26.7%	40.0% 60.0%	50.0% 50.0%	64.4% 35.6%
		Alvo da classificação										

Figura 11: Matriz de confusão no conjunto de validação, treino e teste.

Já a Figura 12 ilustra a matriz de confusão, na qual se apresentam como as instâncias do conjunto de teste estão classificadas. Na análise desta é possível observar que a relação entre a saída da RNA e o alvo da classificação foi prevista corretamente em 90 casos (75%), isto é o mesmo que dizer que a nota atribuída ao CV pela RNA foi igual à nota esperada.

No que diz respeito ao grupo de candidatos classificados com notas entre 7 e 10, do total de 120 currículos, 40 CV se enquadram nesta situação. Neste contexto, verifica-se que em 29 casos (72,5%) a saída da RNA apresentou a nota igual ao alvo da classificação. Os restantes 11 casos obtiveram uma previsão com apenas uma unidade de diferença para o valor alvo, isto é, muito próxima à classificação do avaliador.

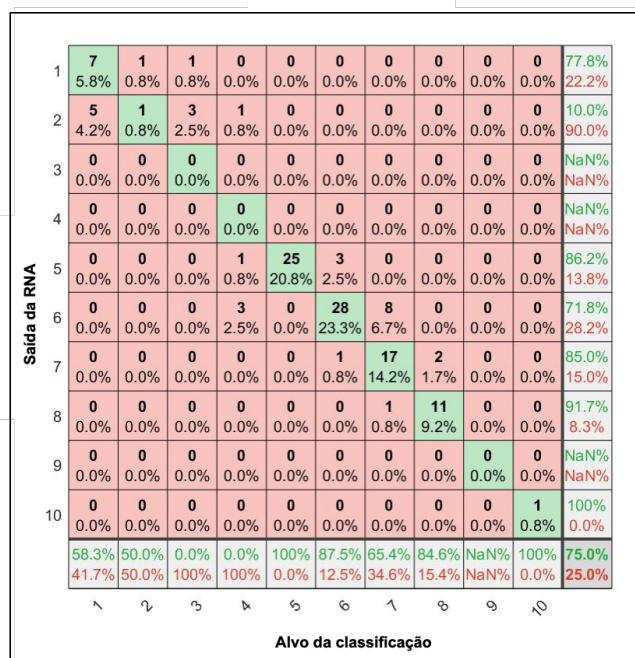


Figura 12: Matriz de confusão no conjunto de teste.

Deste modo, os resultados apresentados reforçam a qualidade do modelo desenvolvido e a excelente aplicabilidade da RNA do tipo múltiplas camadas para classificação dos currículos dos candidatos ao cargo/função de técnico de vendas.

Conclusões, Limitações e Futuras Linhas de Investigação

O presente trabalho de investigação, tal como referido, teve como principal objetivo construir um modelo que permitisse modelar e identificar os benefícios e as funcionalidades que a utilização da Inteligência Artificial, do tipo Rede Neuronal Artificial, acarreta quando aplicada no processo de recrutamento e seleção, de profissionais da área de vendas, para o cargo de técnico de vendas, como um sistema de apoio à tomada de decisão, para auxiliar o profissional de Recursos Humanos. Para tal, fixaram-se 3 objetivos específicos e 5 hipóteses de investigação. Estas últimas permitiram complementar o presente estudo no sentido de compreender determinadas associações e diferenças entre variáveis, atributos, que se encontravam nos CV que faziam parte da base de dados utilizada.

Neste sentido, para dar resposta ao principal objetivo do estudo e aos objetivos específicos utilizou-se um modelo de RNA do tipo múltiplas camadas *feedforward*, tendo como algoritmo de treino o *Bayesian Regularization* (variante do algoritmo *backpropagation*), combinando as funções de ativação Tangente Simoidal (camadas escondidas) e a função Linear (camada de saída), com

arquitetura composta por 28 nós na camada de entrada, 2 nós nas camadas escondidas e 1 nó na camada de saída para classificação de 800 currículos de candidatos ao perfil do cargo supracitado. Adicionalmente, para avaliar a precisão da classificação dos currículos foram utilizadas duas medidas, nomeadamente, Erro Absoluto Médio e Erro Quadrático Médio. Para dar resposta às hipóteses de investigação na identificação das diferenças entre as médias de duas variáveis independentes utilizou-se testes paramétricos (*t-Student*) e não paramétricos (*Mann-Whitney*), já na identificação de associação entre duas variáveis independentes, foram aplicados testes não paramétricos (*Qui-Quadrado* e *Fisher*).

Através dos resultados obtidos na análise descritiva constatou-se que a população constituída por 800 CV é composta por 54,4% indivíduos do sexo masculino e 45,6% do sexo feminino. No que diz respeito à variável idade, há indivíduos pertencentes à várias faixas etárias. Porém, há uma predominância de indivíduos com idade entre 24 e 29 anos (29,3%). É de referir que o indivíduo mais velho tinha 48 anos. Quanto ao nível educacional, a maioria (63,1%) dos indivíduos possui 2.º grau completo, somente 1,3% possui nível de pós-graduação e nenhum dos indivíduos possui nível de mestrado.

Da investigação desenvolvida foi possível aferir que a maior parte dos CV (58,9%) recebeu nota de classificação, numa escala de 1 a 10 pontos, de 6 ou menos, 40,8% recebeu notas entre 7 e 9 e somente 0,3% recebeu nota máxima. A média obtida nas notas atribuídas foi de 5,52 pontos, abaixo do esperado para o cargo em questão, visto que aqueles que recebem nota classificatória de 7 ou mais, neste estudo, são os candidatos mais aptos a seguirem nas etapas posteriores do processo seletivo, isto é o mesmo que dizer notas iguais ou superiores à 7 atendem mais aos atributos necessários para o exercício da função de técnico de vendas.

Também foi possível identificar dentre os principais atributos dos indivíduos que se candidataram ao cargo de técnico de vendas, no Brasil, no período de 2014 a 2018, a importância da variável tempo de experiência em vendas, no qual destacam-se as experiências entre 1,5 e 2 anos de atuação, bem como as experiências com 3,5 a 5 anos, respetivamente. Além disto, verificou-se um número relevante de indivíduos que informam ter experiência em vendas, mas que não registam o tempo que permaneceram nas empresas que trabalharam. Isto suscita às deduções como: a possível falta de orientação e instrução mínima para elaboração adequada do CV e, a possível omissão das informações de modo planejado, devido ao curto período que o candidato passou nestas experiências e por considerar que isto seria um obstáculo a sua convocação para as demais etapas do processo seletivo.

Outros atributos relevantes dos CV foram a quantidade de cursos e treinamento em vendas e a quantidade de cursos e treinamentos em áreas afins a vendas (atendimento ao cliente, atendimento *online* e telefônico, recepção e outros que envolvam contato com cliente), no qual concluiu-se que o conhecimento dos candidatos das técnicas de vendas e atendimento ao cliente, advindos de formações complementares, é muito baixo. E a minoria que possui algum tipo de formação, varia de 1 a 3 cursos ou treinamentos. Também foi possível conhecer que a maior parte dos candidatos exerce ou já exerceu a função alvo desta investigação; que o tipo de vendas que se destaca é a

experiência em vendas de produtos, em detrimento da venda de serviços; não há quase nenhum registo de promoções no trabalho e o conhecimento em línguas estrangeira é extremamente baixo.

Quanto às hipóteses de investigação fixadas, concluiu-se que:

- a primeira hipótese de investigação foi validada, pois existem diferenças estatisticamente significativas nas médias das notas atribuídas aos currículos dos indivíduos por sexo;
- a segunda hipótese de investigação se confirmou, isto quer dizer que existe uma associação entre o nível educacional e a nota atribuída aos currículos;
- a terceira hipótese de investigação foi validada, pode-se afirmar que a nota atribuída aos currículos está associada ao tempo de experiência em vendas do candidato;
- a quarta hipótese de investigação foi validada e também pode-se afirmar uma associação entre o tempo de experiência em outros setores com a nota atribuída aos currículos;
- a quinta hipótese de investigação foi validada, pois existem diferenças estatisticamente significativas nas médias por número de cursos frequentados na área de vendas relativamente às médias das notas atribuídas aos currículos.

Neste sentido, há indícios que os indivíduos do sexo feminino apresentam classificações mais elevadas quando comparadas com o sexo masculino. Também pode constatar-se que candidatos com nível educacional de graduação ou pós-graduação, com tempo de experiência acima de três anos, podem vir a ter mais chances de sucesso no processo de classificação dos currículos. Além disso, ter profissionais com estas competências técnicas pode vir a contribuir com a organização na obtenção de resultados mais elevados.

Deste modo, dá-se resposta ao objetivo de identificar as associações entre os principais atributos contidos nos CV com a nota atribuída a cada um destes candidatos, destacando-se as associações das variáveis de nível educacional, tempo de experiência em vendas e tempo de experiência em outros setores com a classificação dos CV, na escala de 1 a 10 pontos.

Quanto aos resultados empíricos obtidos através do modelo de RNA, estes indicaram que a aplicação de sistemas de IA no processo seletivo do cargo da área de vendas apresentou desempenho excelente, visto que, numa escala de 1 a 10 pontos, o erro absoluto médio é inferior a 0,3 pontos no conjunto de teste. Nos experimentos foi possível identificar que, na maioria dos casos a nota de classificação do currículo atribuída pela RNA é igual ao alvo da classificação, o que reforça a qualidade do modelo desenvolvido e a excelente aplicabilidade da Rede Neuronal Artificial do tipo múltiplas camadas para classificação dos currículos dos candidatos ao cargo/função de técnico de vendas.

Os resultados obtidos permitem verificar que o sistema de IA aplicado no RH com este propósito pode ser igualmente útil para empresa e para candidatos, pois a empresa pode disponibilizar no seu *síte* institucional uma área reservada para que o próprio candidato faça o registo das informações pessoais, que consistem nos 14 atributos solicitados como dados de entrada da rede neuronal artificial. Esta ação, além de reduzir o tempo gasto no processo seletivo e permitir que um maior

número de currículos que manualmente seria mais dispendioso, suaviza o trabalho do profissional de recursos humanos na etapa de recrutamento e análise das competências técnicas contidas no CV, possibilitando que este oriente seu trabalho para dedicar mais tempo e energia às etapas posteriores (dinâmicas de grupo, *assessment* e entrevistas) na análise das competências comportamentais e ainda permite que a organização defina seu próprio padrão de notas aceitáveis para que o candidato percorra estas etapas posteriores. É de ressaltar que outro ganho nesta aplicação é a possível melhoria da relação da organização com os candidatos, visto que este tipo de sistema permite que o *feedback* seja dado de modo mais ágil. Deste modo, o presente trabalho deu resposta ao objetivo do estudo, com o qual pretendeu-se contribuir para apresentar alternativas na tomada de decisão no processo seletivo da área de RH, através do uso de sistemas inteligentes, que permitam acompanhar a evolução e necessidades das organizações, bem como o futuro das organizações.

Há de registrar que o estudo aponta como limitação o fato da classificação do conjunto de CV ter sido avaliada por apenas um técnico especialista em RH. Desta forma, seria interessante a avaliação e classificação por um grupo de técnicos de recursos humanos, da mesma base de dados de CV, para que, então, sejam comparadas as médias de erro obtidas com a média de erro do sistema de RNA. Isto permitiria inclusivamente analisar o nível de diferenças de classificação do conjunto de CV, entre os diversos técnicos de RH, possibilitando a comparação com o erro de classificação obtido pela RNA. Caso o erro da RNA seja do mesmo nível da diferença entre as avaliações dos técnicos, então poder-se-ia considerar que a RNA faria a tarefa de classificação dos CV com a mesma qualidade que um técnico de RH.

Além disto, sugere-se estudos que possibilitem outras discussões dos resultados, como a possível ampliação da análise, construindo-se uma matriz para o cargo com nível acima do cargo de técnico de vendas, nomeadamente, o cargo de consultor de vendas, com nível de exigências acima do primeiro. E a realização de estudos qualitativos que permitam identificar o que diferencia as equipes de RH que utilizam a IA no R&S, das que não utilizam em relação ao tempo e à eficácia. Os resultados obtidos pela RNA para a classificação de CV candidatos a técnico de venda, permite esperar que resultados da mesma qualidade possam ser obtidos por uma RNA semelhante para a classificação de CV para cargos semelhantes.

Referências Bibliográficas

- Aguiar, F. F., Raupp, D. S., & Macedo, M. (2019). A transformação digital no setor de recursos humanos: um estudo de caso sobre o uso da tecnologia no processo de recrutamento e seleção. In *Congresso Internacional de Conhecimento e Inovação–Ciki* (Vol. 1, No. 1). ISSN 2318-5376.
- Angus, K.C. & Harvey, L. (2016). *Talent for survival: Essential skills for humans working in the machine age*, p.1. Deloittecom: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/uk/Documents/Growth/deloitte-uk-talent-for-survival-report.pdf>, acessado em 18 de julho de 2019.
- Arariboia, G. (1988). *Inteligência artificial*. Rio de Janeiro, RJ: LTC.
- Armbrust, G. (2019). *Guia de Recursos Humanos 2019: o que é RH e tudo que você precisa saber sobre essa área*: <https://www.gupy.io/blog/recursos-humanos>, acessado em 09 de julho de 2019.
- Azadeh, A., & Zarrin, M. (2016). An intelligent framework for productivity assessment and analysis of human resource from resilience engineering, motivational factors, HSE and ergonomics perspectives. *Safety science*, 89, 55–71. doi:10.1016/j.ssci.2016.06.001
- Basheer, I. A., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of microbiological methods*, 43(1), 3–31. doi:10.1016/S0167-7012(00)00201-3
- BasuMallick, C. (2019). *3B2C Companies Using AI to Transform their Candidate Sourcing Strategies*. *HR Technologist*: <https://www.hrtechnologist.com/articles/recruitment-onboarding/3-companies-using-ai-to-transform-their-candidatesourcing-strategies/>, acessado em 26 janeiro de 2019.
- Beale, M. H., Hagan, M. T., & Demuth, H. B. (2010). Neural network toolbox™ user's guide. *The MathWorks*.
- Bellman, R. (1978). *An introduction to artificial intelligence: Can computers think?* (Illustrated Ed.) San Francisco, CA: Boyd & Fraser Pub. Co.
- Bensberg, F., Buscher, G., & Czarnecki, C. (2019). Digital transformation and IT topics in the consulting industry: a labor market perspective. In *Advances in Consulting Research* (pp. 341-357). Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-95999-3_16
- Bezerra, E. (2016). *Introdução à aprendizagem profunda*. In *31º Simpósio Brasileiro de Banco de Dados – SBBD2016* – Salvador, BA.
- Bohlander, G., & Snell, S. (2010). *Principles of Human Resource Management*. Mason, OH: South Western: Cengage Learning.

- Borges, L. D. O., & Mourão, L. (2013). *O trabalho e as organizações: atuações a partir da psicologia*. Porto Alegre: Artmed.
- Brewster, C., & Hegewisch, A. (1994) Human resource management in Europe: Issues and opportunities. In *Policy and practice in European human resource management: The Price Waterhouse Cranfield Survey* (1st Ed.). New York, NY: Taylor & Francis. doi:10.4324/9781315231426
- Brynjolfsson, E; McAfee, A. (2015) *A segunda era das máquinas: Trabalho, progresso e prosperidade em uma época de tecnologias brilhantes* (1st Ed.). Rio de Janeiro, RJ: Alta Books.
- Carvalho, L. M. (2018). Processo de recrutamento e seleção em empresas de mercado de luxo. *Gestão de pessoas-Unisul Virtual*.
- Charniak, E. & McDermott, D. (1985). *Introduction to Artificial Intelligence*. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company.
- Chen, J. H., Lin, S. I., & Chu, T. J. (2013). Human Resource Allocation Model in Pavement Engineering. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 6(5), 643–650. doi:10.6135/ijprt.org.tw/2013.6(5).643.
- Chilton-computingorguk. (2019). *Artificial Intelligence: A General Survey*. Retrieved 6 Junho, 2019, from http://www.chilton-computing.org.uk/inf/literature/reports/lighthill_report/p001.htm
- Cohen, P. R. (1995). *Empirical methods for artificial intelligence* (Vol. 139). Cambridge, MA: MIT press.
- Crepalde. B.D.C, Binotto. E., Almeida, V.L., Crepalde, A., & Chiarello, C.L. (2018). *O Processo de Recrutamento e Seleção Docente em Universidades Públicas Brasileiras e em Melhores Universidades do Mundo*. Paper presented at the *EnANPAD 2018*, Curitiba, PR.
- da Costa, T.R (2002). E-RH: *O impacto da tecnologia para a gestão competitiva de recursos humanos*:https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/39688716/Artigo_para_pape_r.pdf?response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DArtigo_para_paper.pdf&X-Amz-Algorithm=AWS4-HMAC-SHA256&X-Amz-Credential=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A%2F20200131%2Fus-east-1%2Fs3%2Faws4_request&X-Amz-Date=20200131T205935Z&X-Amz-Expires=3600&X-Amz-SignedHeaders=host&X-Amz-Signature=f9a573c29460f044651c8fd73dfd51c0e0a4f0ca6c0c2eb11218b7501e98e08a,
acedido em 10, de dezembro de 2019.
- Darling, J. R. (1999). Organizational excellence and leadership strategies: principles followed by top multinational executives. *Leadership & Organization Development Journal*, 20(6), 309–321. doi:10.1108/01437739910292625

- Deloitte (2017). *Rewriting the rules for the digital age: Deloitte Global Human Capital Trends*. Deloitte University Press: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/global/Documents/About-Deloitte/central-europe/ce-global-human-capital-trends.pdf>, acessado em 17 de julho de 2019.
- Devanna, M., Fombrun, C., & Tichy, N. (1981). Human Resources Management: A Strategic Perspective. *Organizational Dynamics*, 9(3), 51–67. doi:10.1016/0090-2616(81)90038-3
- Elliott, D. L. (1993). A better activation function for artificial neural networks. *Institute for Systems Research Technical Reports*, 93-8, University of Maryland.
- De Mendonça, A., Paulo, A., Rodrigues, A., Anderson, B., De Aragão, S., Amora, C., & Couras Del Vecchio, R. (2018). Inteligência artificial-recursos humanos frente as novas tecnologias, posturas e atribuições. *Revista Contribuciones a la Economía*. ISSN, 16968360
- Feng, D., & Gao, Y. (2009). A HRD evaluation method based on BP neural network. Paper presented at the 2009 Second International Symposium on Information Science and Engineering (pp. 309-312). IEEE. doi:10.1109/ISISE.2009.55
- Fernandes, P. O. (2005). Modelling, Prediction and Behaviour Analysis of Tourism Demand in the North of Portugal. (*Doctoral dissertation*). Valladolid University, Valladolid.
- Fernandes, P. O., Teixeira, J. P., Ferreira, J. J., & Azevedo, S. G. (2008). Modelling tourism demand: A comparative study between artificial neural networks and the Box-Jenkins methodology. *Journal for Economic Forecasting*, 5, 30–50.
- Fernandez, F. G., Los Santos, I. S., Martinez, J. L., Izquierdo, S. I., & Redondo, F. L. (2013). Use of artificial neural networks to predict the business success or failure of start-up firms. In Kenji Suzuki (Ed.) *Artificial neural networks: Architecture and applications* (pp. 245–256). Rijeka: InTech. doi:10.5772/51381
- Ferneda, E. (2006). Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. *Ciência da Informação*, 35(1), 25–30. doi: 10.1590/S0100-19652006000100003.
- Fisher, A. L. (1998). *A constituição do modelo competitivo de gestão de pessoas no Brasil: Um estudo sobre as empresas consideradas exemplares* (Doctoral dissertation). Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.
- Formbtun, C. (1984). *Strategies HRM*. New York, USA: Wiley.
- Gil, A. C. (2001). *Gestão de Pessoas: Enfoque nos papéis profissionais*. (1st. Ed.). São Paulo: Atlas.
- Harris, C.G. (2018). Making Better Job Hiring Decisions using "Human in the Loop" Techniques. USA: University of Northern Colorado, Greeley, CO.
- Haykin, S. (2001). *Redes Neurais: Princípios e prática* (2nd Ed.). Porto Alegre, RS: Bookman.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd Ed.). New Jersey, NY: Prentice Hall.

- Heckman, J. J., & Kautz, T. (2012). Hard evidence on soft skills. *Labour economics*, 19(4), 451-464. doi: 10.1016/j.labeco.2012.05.014
- Huang, L. C., Wu, P., Kuo, R. J., & Huang, H. C. (2001). A neural network modelling on human resource talent selection. *International Journal of Human Resources Development and Management*, 1(2-4), 206–219. doi:10.1504/IJHRDM.2001.001006
- Jamison, D. (2010). Leadership and Professional Development: An Integral Part of the Business Curriculum. *Business Education Innovation Journal*, 2(2), 102-11.
- Jatobá, M., Santos, J., Gutierrez, I., Moscon, D., Fernandes, P. O., & Teixeira, J. P. (2019). Evolution of Artificial Intelligence Research in Human Resources. *Procedia Computer Science*, 164, 137-142. doi: 10.1016/j.procs.2019.12.165
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2003). *Princípios de marketing*. (9th. Ed.). São Paulo, SP: Prentice Hall.
- Kenoby (2018). Inteligência Artificial no recrutamento e seleção: Como aplicar? <http://www.kenoby.com/blog/inteligencia-artificial-no-recrutamento-e-selecao/>, acessado em 10 de janeiro de 2019.
- Kurzweil, R., Richter, R., Kurzweil, R., & Schneider, M. L. (1990). *The age of intelligent machines* (Vol. 579). Cambridge, MA: MIT press.
- Lacombe, B. M. B., & Tonelli, M. J. (2001). O discurso e a prática: o que nos dizem os especialistas e o que nos mostram as práticas das empresas sobre os modelos de gestão de recursos humanos. *Revista de administração contemporânea*, 5(2), 157–174. doi:10.1590/S1415-65552001000200008
- Lacombe, F. J. M., & Heilborn, G.L.J. (2003). *Administração: Princípios e Tendências*. São Paulo: Saraiva.
- Law, R., & Au, N. (1999). A neural network model to forecast Japanese demand for travel to Hong Kong. *Tourism Management*, 20(1), 89-97.
- Le Deist, F. D., & Winterton, J. (2005). What is competence?. *Human resource development international*, 8(1), 27-46. doi: 10.1080/1367886042000338227
- Leite, N. R. P., & de Albuquerque, L. G. (2013). Gestão estratégica de pessoas, estratégia de retenção de profissionais e comprometimento organizacional em uma estrutura organizacional remota. *Revista de Administração da UFSM*, 6(4), 803–822. doi:10.5902/198346597217
- Li, L. & Zhu, H. (2010). *Enterprise Human Resource Management Outsourcing Decision-Making Model Based on BP Neural Network*. Paper presented at the 2010 Second International Conference on Modeling, Simulation and Visualization Methods (pp. 184–187). doi:10.1109/WMSVM.2010.42.

- Lima, M. A. M., & Lima, I. V. (2013). A gestão por competência e as funções de recursos humanos: estudo de caso na Universidade Federal do Ceará (UFC). *Revista Ciências Administrativas*, 19(2), 698-740.
- Liu, G. (2017). 71. Research on Human Resource Intelligence System Based on Knowledge. *Boletín Técnico*, ISSN: 0376-723X, 55(19).
- Mateo-Sidróñ, F. (2009). Tecnologia em RH: Necessidade Essencial Para o Século XXI. *Rev. Valor Econômico*, 15(1), 6.
- Marras, J. P. (2017). *Administração de recursos humanos*. (15th Ed.) São Paulo, SP: Editora Saraiva.
- Martin-Alcazar, F., Romero-Fernandez, P. M., & Sánchez-Gardey, G. (2005). Strategic human resource management: integrating the universalistic, contingent, configurational and contextual perspectives. *The International Journal of Human Resource Management*, 16(5), 633–659. doi:10.1080/09585190500082519
- Mathworkscom (2019). Mathworkscom: <https://www.mathworks.com/>, acessado em 13 de julho de 2019.
- Marquardt, D. W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431–441. doi:10.1137/0111030
- Marques, J. R. (2014). Recrutamento de pessoas e seleção utilizando o coaching.: <http://www.jrmcoaching.com.br/blog/recrutamento-eseleção-de-pessoas-utilizando-ocoaching>. Acessado em 14 de setembro de 2019.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence. *AI magazine*, 27(4), 12–14. doi:10.1609/aimag.v27i4.1904
- McCarthy (1998), J. What is Artificial Intelligence?: <http://www-formal.stanford.edu/jmc/>, acessado em 26 de janeiro de 2020.
- McClelland, J.L. & Rumelhard, D.E (1986). *Parallel Distributed Processing*, Vol.2 – *Explorations in the Microstructure of Cognition: Phychological and Biological Models*. Cambridge, MA: The Massachussets Institute of Tecnology Press.
- McDermott, J. (1982). R1: A rule-based configurer of computer systems. *Artificial Intelligence*, 19(1), 39–88. doi: 10.1016/0004-3702(82)90021-2
- Mesquita, L. D. (2018) O Consumidor "Artificial": Aproximações entre a Inteligência Artificial e o Marketing. Paper presented at the *Encontros da ANPAD – Enanpad*, 2018. Curitiba, PR. 3–6.
- Michailidis, MP (2018). Os desafios da IA e da blockchain nas práticas de recrutamento de RH. *Cyprus Review*, 30 (2), 169–180.
- Mortari, N. C., Binotto, E., Alderete, E. A. E., & Crepalde, B. D. C. (2014). Seleção docente: A percepção dos coordenadores de cursos de pós-graduação da UFGD. Trabalho de Conclusão

- de Curso (Graduação em Economia) - Curso de Ciências Econômicas, Face, Universidade Federal da Grande. Dourados, Dourados.
- Muller, D.N (1998). Definições Básicas sobre IA. Professor da Faculdade de Informática da Universidade Luterana do Brasil: <http://www.ulbra.tche.br/~danielnm/ia/defbas/de.html>, acessado em 13 de novembro de 2018.
- Nascimento, M. A., & Queiroz, M. C. A. (2017) Panorama das pesquisas sobre Inteligência Artificial em Administração no Brasil. *Encontros da ANPAD – Enanpad*. 1–4.
- NIH Brain (2019). National Institute of Neurological Disorders and Stroke. In: *Brain Basics: The Life and Death of a Neuron*: <https://www.ninds.nih.gov/disorders/patient-caregiver-education/life-and-death-neuron>, acessado em 30 de janeiro, 2019.
- Pallant, J. (2011). *SPSS Survival Manual - A step by step guide to data analysis using SPSS* (4th ed.). Crows Nest, Australia: Allen & Unwin.
- Pestana, M., & Gageiro, J. N. (2008). *Análise de dados para ciências sociais – a complementaridade do SPSS*. Lisboa: Edições Sílabo.
- Palmer, A., Montano, J. J., & Sesé, A. (2006). Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series. *Tourism Management*, 27(5), 781–790. doi:10.1016/j.tourman.2005.05.006
- Pérez-Campdesuñer, R., De-Miguel-Guzmán, M., Sánchez-Rodríguez, A., García-Vidal, G., & Martínez-Vivar, R. (2018). Exploring neural networks in the analysis of variables that affect the employee turnover in the organization. *International Journal of Engineering Business Management*. doi:10.1177/1847979018772738
- Perrone, M. P. (1993). Improving regression estimation: Averaging methods for variance reduction with extensions to general convex measure optimization (Doctoral dissertation, Brown University).
- Principe, J. C., Euliano, N., & Lefebvre, C. (1999). *Neural systems: Fundamentals through Simulations*. Online Book of NeuroSolutions v3.0.
- PwC (2017). *Artificial Intelligence in HR: a No-brainer*. <https://www.pwc.at/de/publikationen/verschiedenes/artificial-intelligence-in-hr-a-no-brainer.pdf>, acessado em 26 janeiro de 2019.
- Rao, M. S. (2012). Myths and truths about soft skills. *T+ D*, 66(5), 48.
- Régis, H. P., D'Ávila, G. C., & de Oliveira, L. M. B. (2010). Redes sociais e indicações para processos de recrutamento e seleção: uma análise pela perspectiva dos candidatos. *Revista Psicologia: Organizações e Trabalho*, 10(1), 65-80
- Riedmiller, M., & Braun, H. (1993). A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. Paper presented at the *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*. 586–591.

- Rocabert, F. I. (2017). *Artificial Neural Network system applied to Human Resource Management* (Bachelor's thesis). Universitat Politècnica de Catalunya, Catalunya. (p.24)
- Rocha, J.C., Matos, F.D., & Frei, F. (2011). Utilização de redes neurais artificiais para a determinação do número de refeições diárias de um restaurante universitário. *Revista de Nutrição*, 4(5), 735–742. doi:10.1590/S1415-52732011000500007.
- Rumelhard, D.E & McClelland, J.L. (1986). *Parallel Distributed Processing – Explorations in the Microstructure of Cognition* (volume 1). Cambridge, MA: Foundations, The Massachusetts Institute of Technology Press.
- Russel, S.J & Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A modern approach* (3rd Ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall – Pearson Education, Inc.
- Schuler, R. S. (1992). Strategic human resources management: Linking the people with the strategic needs of the business. *Organizational dynamics*, 21(1), 18–32. doi:10.1016/0090-2616(92)90083-Y
- Sellitto, M. A. (2002, p.364). Inteligência Artificial: uma aplicação em uma indústria de processo contínuo. *Gestão & Produção*, 9(3), 363-376. doi:10.1590/S0104-530X2002000300010
- Shakir, R. (2009). Soft skills at the Malaysian institutes of higher learning. *Asia Pacific Education Review*, 10(3), 309-315.
- Silva, C. (2015). Rede neural artificial e o modelo de apoio à decisão em segurança alimentar nutricional. *Revista de enfermagem UFPE on line*, 9(3), 7078–85. doi:10.5205/reuol.7505-65182-1-RV.0903201509
- Silva, I. S., Spritzer, I.M.P. A., & de Oliveira, W.P. (2004). *A importância da inteligência artificial e dos sistemas especialistas*: http://www.abenge.org.br/cobenge/arquivos/15/artigos/09_158.pdf, acessado em 13 de novembro de 2018.
- Silva, H. D. (2012). Recrutamento e seleção de docentes no Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia do Rio de Janeiro – Uma proposta de gestão por competências. Paper presented at the *Encontro da ANPAD-EnANPAD*, 36.
- Silva, A. C. P. & Albuquerque, J. S (2019). As redes sociais como ferramenta de recrutamento e seleção. *Business Journal*, 1(1), 18-35.
- Stone, D. L., Deadrick, D. L., Lukaszewski, K. M., & Johnson, R. (2015). The influence of technology on the future of human resource management. *Human Resource Management Review*, 25(2), 216–231. doi: 10.1016/j.hrmr.2015.01.002
- Stone, P., Brooks, R., Brynjolfsson, E., Calo, R., Etzioni, O., Hager, G., & Leyton-Brown, K. (2016). Artificial intelligence and life in 2030. Paper presented at the *One Hundred Year Study on Artificial Intelligence: Report of the 2015-2016 Study Panel*.

- Storey, J. (Ed.). (2007). *Human resource management: A critical text* (3rd Ed.). London, UK: Cengage Learning EMEA.
- Swiatkiewicz, O. (2014). Competências transversais, técnicas ou morais: um estudo exploratório sobre as competências dos trabalhadores que as organizações em Portugal mais valorizam / Soft, hard, or moral skills: an exploratory study on the workers' skills that organizations in Portugal appreciate most. *Cadernos EBAPE.BR*, (3), 633. <https://doi.org/10.1590/1679-395112337>
- Teixeira, J. P., & Fernandes, P. O. (2010). Nova abordagem da metodologia de redes neuronais artificiais para a previsão de séries temporais de turismo: a data com índice. Aplicação à Região da Madeira. In *16º Congresso da APDR, Regiões de Charneira, Canais de Fronteira e Nós* (No. 16, pp. 2418-2441). APDR.
- Ulrich, D. (1997). Human resource of the future: conclusions and observations. *Human Resource Management*, 36(1), 175–179. doi:10.1002/(SICI)1099-050X(199721)
- Visa, A., Einolander, J., & Vanharanta, H. (2015). New Tools to Help in the Recruitment Process. *Procedia Manufacturing*, 3, 653–659. doi:10.1016/j.promfg.2015.07.297
- Wang, X., & Jiang, Y. (2010). The Study of Enterprise Human Resource Evaluation Research Based on Neural Network. In 2010 Third International Symposium on Information Processing (pp. 19-21). Paper presented at the *IEEE*. doi:10.1109/ISIP.2010.13
- Winston, P. H. (1992). *Artificial Intelligence* (3rd ed). Boston MA: Addison-Wesley Publishing Company.
- Xie, L., & Yanjun, T. (2015). The Research on the University Human Resources Risk Management Based on RBF Neural Network. *International Journal of Simulation--Systems, Science & Technology*, 16.
- Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159–175. doi: 10.1016/S0925-2312(01)00702-0