

UNIVERSIDADE FEEVALE

BRUNO MACIEL DE FARIAS

REDES NEURAIIS PARA
CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE DOCUMENTOS

Novo Hamburgo
2021

BRUNO MACIEL DE FARIAS

REDES NEURAIIS PARA
CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE DOCUMENTOS

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado como requisito parcial
à obtenção do grau de Bacharel em
Ciência da Computação pela
Universidade Feevale

Orientador: Gabriel da Silva Simões

Novo Hamburgo
2021

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos os que, de alguma maneira, contribuíram para a realização desse trabalho de conclusão, em especial:

Aos amigos e às pessoas que convivem comigo diariamente, minha gratidão, pelo apoio emocional nos períodos mais difíceis do trabalho.

RESUMO

Com a evolução dos algoritmos e com o aumento da capacidade de processamento por computadores, a implementação de tecnologias informacionais baseadas no paradigma de inteligência artificial se torna viável e vem ganhando grande destaque no meio organizacional. Essas tecnologias possibilitam a construção de soluções efetivas para os mais variados tipos de problemas, inclusive para o tema de classificação de imagens, especificamente classificação de documentos de identificação oficiais do cidadão brasileiro, tema que será abordado como principal problemática a ser resolvida neste trabalho. O presente trabalho apresenta uma fundamentação teórica sobre aprendizado profundo e o funcionamento de redes neurais convolucionais, que servirão como base para o desenvolvimento de um protótipo para experimentação. Os resultados obtidos serão comparados com outros meios de classificação, e apresentados na sequência.

ABSTRACT

With the evolution of algorithms and the increase of computer processing capacity, the implementation of informational technologies based on artificial intelligence paradigm become possible and has gained great prominence with entrepreneur organizational environment. These technologies enable the construction of effective solutions for the most varied kinds of problems, including the subject of image classification, specifically classification of official identification documents of the Brazilian citizen, a subject that will be addressed as the main problem to be solved in this study. This work presents a theoretical foundation about deep learning and the functioning of convolutional neural networks, which will serve as a basis for the development of a prototype for experimentation. The results obtained will be compared with other classification methods and presented below.

Keywords: Machine learning; Machine Learning; Convolutional Neural Networks; document identification; document classification.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1- ANVERSO E VERSO DO DOCUMENTO DE NACIONAL DE IDENTIFICAÇÃO BRASILEIRO.....	12
FIGURA 2 - ANVERSO E VERSO DO DOCUMENTO DE NACIONAL DE IDENTIFICAÇÃO BRASILEIRO.....	13
FIGURA 3 - ANVERSO E VERSO DO CERTIFICADO DE REGISTRO DE VEÍCULO (CRV).	15
FIGURA 4 - ANVERSO E VERSO DO CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRLV).	17
FIGURA 5 - REPRESENTA AS SEÇÕES 1 E 2 DA AUTORIZAÇÃO PARA TRANSFERÊNCIA DE PROPRIEDADE DO VEÍCULO (ATPV-E).....	20
FIGURA 6 - REPRESENTA AS SEÇÕES 1 E 2 DA AUTORIZAÇÃO PARA TRANSFERÊNCIA DE PROPRIEDADE DO VEÍCULO (ATPV-E).....	20
FIGURA 7 - REPRESENTA AS SEÇÕES 1 E 2 DO CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRVL-E).....	23
FIGURA 8 - REPRESENTA AS SEÇÕES 3 E 4 DO CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRVL-E).....	23
FIGURA 9 - ESTRUTURA DE UM NEURÔNIO.....	28
FIGURA 10 - REPRESENTAÇÃO DO MODELO NEURONAL DE MCCULLOCH E PITTS.....	29
FIGURA 11 – REPRESENTAÇÃO DA EQUAÇÃO SIGMOIDE NO PLANO CARTESIANO.	30
FIGURA 12 – EQUAÇÃO SOFTMAX.....	30
FIGURA 13 - REPRESENTAÇÃO DA EQUAÇÃO SIGMOIDE NO PLANO CARTESIANO.....	31
FIGURA 14 – REPRESENTAÇÃO DA EQUAÇÃO RELU.....	31
FIGURA 15 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DA EQUAÇÃO RELU.....	31
FIGURA 16 – REPRESENTAÇÃO DE UM NEURÔNIO ARTIFICIAL PERCEPTRON.....	33
FIGURA 17 – EQUAÇÃO DA SOMATÓRIA MODELO <i>PERCEPTRON</i>	33
FIGURA 18 – REPRESENTAÇÃO DE UMA REDE <i>PERCEPTRON MULTI-LAYER</i>	34

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MLP	Multi-layer Perceptron
GPU	Graphics Processing Unit

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	OBJETIVOS	10
1.1.1	<i>Objetivo geral</i>	10
1.1.2	<i>Objetivo específicos</i>	10
1.2	ESTRUTURA DO TRABALHO	10
2	DOCUMENTOS OFICIAIS.....	11
2.1	DOCUMENTO NACIONAL DE IDENTIFICAÇÃO BRASILEIRO (RG)	11
2.1.1	<i>Impressões gráficas</i>	11
2.2	CERTIFICADO DE REGISTRO DE VEÍCULO (CRV)	13
2.2.1	<i>Impressões gráficas</i>	13
2.3	CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRLV)	14
2.3.1	<i>Impressões gráficas</i>	16
2.4	AUTORIZAÇÃO PARA TRANSFERÊNCIA DE PROPRIEDADE DO VEÍCULO (ATPV-E)	18
2.4.1	<i>Impressões gráficas</i>	18
2.5	CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRLV-E)	21
2.5.1	<i>Impressões gráficas</i>	21
3	VISÃO COMPUTACIONAL	24
3.1	INTRODUÇÃO.....	24
3.2	IMAGEM DIGITAL.....	25
3.3	CARACTERÍSTICAS DE UM SISTEMA DE VISÃO.....	26
3.4	COMPONENTES DE UM SISTEMA DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM	27
4	REDES NEURAIS	28
4.1	NEURONIOS BIOLÓGICOS E ARTIFICIAIS	28
4.2	FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO	29
4.2.1	<i>Função Sigmoidal</i>	29
4.2.2	<i>Função Softmax</i>	30
4.2.3	<i>ReLU Rectified Linear Unit</i>	31
4.3	A REDE NEURAL	32
4.4	O MODELO PERCEPTRON	32
4.5	MULTI-LAYER PERCEPTRON	34
4.6	BACKPROPAGATION	35
4.7	REDES FEED-FORWARD.....	35
4.8	REDES RECORRENTES	36
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	38

1 INTRODUÇÃO

Com a chegada do século XXI, o advento da computação se tornou mais presente do que nunca na vida dos seres humanos, e a incrível capacidade que ferramentas desenvolvidas no paradigma de inteligência artificial deixaram de estar somente sob domínio teórico científico, e passaram a atuar no campo prático do dia a dia da maioria do planeta terra. Essa transformação, é proveniente de investimentos maciços realizados por governos em grandes empresas no desenvolvimento destas tecnologias. Processos internos com a utilização processamento de linguagem natural em documentos, predição para intenção de compra e exibição de anúncios, modelos de classificação para indicação de filmes em plataformas de streaming, até agentes inteligentes que interagem conosco em diversas plataformas, são alguns exemplos que conseguimos verificar e sentir a evolução praticamente (DAVENPORT & RONANKI, 2018).

Para o desenvolvimento e aprimoração das técnicas utilizadas em inteligência artificial, cientistas utilizam a melhor fonte conhecida de conhecimento possível, que é o cérebro humano. Baseado em teorias desenvolvidas no campo da neurociência, a computação busca criar modelos matemáticos que reproduzam determinadas habilidades cognitivas, tais como percepção, antecipação e aprendizagem.

Uma das técnicas utilizadas com grande sucesso para o desenvolvimento destas teorias, são as redes neurais artificiais, que são sistemas de computação com nós interconectados que funcionam como os neurônios do cérebro humano. Através algoritmos, elas podem reconhecer padrões escondidos e correlações em dados, agrupá-los e classificá-los, e com o tempo aprender e melhorar continuamente (GONZALEZ & WOODS, 2018).

O trabalho de Mattos (2002) e Davenport (2018), identificam que a implementação de tecnologias baseadas no paradigma de inteligência artificial em substituição a procedimentos e mecanismos manuais é ponto em comum em empresas que obtém melhores resultados, seja no âmbito econômico, performático e de bem-estar de seus colaboradores.

Portanto, este trabalho assume que a implementação de novas tecnologias faz parte de um conjunto de iniciativas que se encontra presente em empresas de sucesso, onde estas ações influenciam diretamente no bem-estar dos funcionários que, ao se depararem com rotinas automatizadas, passam a trabalhar de maneira mais efetiva, podendo dar atenção a tarefas mais produtivas. E considerando as premissas apresentadas, este trabalho assume também que a implementação de modelos de inteligência artificial baseados em redes neurais convolucionais

pode solucionar os problemas relatados pela empresa no campo de classificação de imagens de documentos oficiais.

Outro significativo ponto que este trabalho proporcionará, pós a implantação de modelos preditivos, será a rotulagem automática dos dados que serão inseridos na base da empresa. Esta contribuição permitirá à empresa inúmeras facilidades no manuseio e no processamento de documentos, abrindo espaço para oportunidades futuras, especialmente na otimização de recursos e capital.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

Implementar e treinar e avaliar modelos de redes neurais convolucionais que permitam a classificação automática de documentos de acordo com um número específico de classes (inicialmente 4).

1.1.2 Objetivo específicos

- Realizar pesquisa bibliográfica sobre redes neurais convolucionais e classificação de imagens digitais;
- Implementar um modelo de redes neurais convolucionais;
- Treinar o modelo implementado;
- Implementar um protótipo para avaliação do modelo treinado;
- Avaliar o desempenho do modelo neural utilizado no protótipo;

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

O seguinte trabalho está organizado da seguinte forma. O Capítulo 2 apresentará quais os documentos que o modelo terá de classificar, listando as principais características contidas nestas imagens. O capítulo 3 fará uma abordagem sobre conceitos de visão computacional e principais técnicas de processamento de imagem utilizadas. O capítulo 4 expõe conceitos sobre redes neurais artificiais, procedimentos e implementações possíveis. O capítulo 5 apresenta considerações finais sobre o estudo realizado, e o capítulo 6 contém as referências bibliográficas.

2 DOCUMENTOS OFICIAIS

Para o desenvolvimento do modelo de classificação, fica estabelecido que os seguintes documentos oficiais do Brasil serão contemplados, Documento Nacional de Identificação Brasileiro, Certificado de Registro de Veículo, Certificado de Registro e Licenciamento de Veículo e suas atualizações. As próximas seções do capítulo vão apresentar as características de cada documento a ser classificado.

2.1 DOCUMENTO NACIONAL DE IDENTIFICAÇÃO BRASILEIRO (RG)

É o documento nacional de identificação de cidadãos brasileiros ou de origem estrangeira que obtiveram a naturalização publicada no Diário Oficial da União. A expedição desta documentação é realizada em órgãos de identificação estaduais em todo território nacional brasileiro, precisando apenas que o solicitante apresente certidão de nascimento, certidão casamento ou documento da naturalização, de acordo com a lei nº 7116, de 29 de agosto de 1983 (BRASIL, 1983).

2.1.1 Impressões gráficas

Para o atual documento dois modelos são compreendidos, o modelo conforme lei 7116, é composto pelos seguintes campos e dizeres:

- as Armas da República Federativa do Brasil e a inscrição “República Federativa do Brasil”;
- a identificação da unidade da Federação que a emitiu;
- a identificação do órgão expedidor;
- o número do registro geral no órgão emitente e o local e a data da expedição;
- o nome, a filiação e o local e a data de nascimento do identificado;
- o número único da matrícula de nascimento ou, se não houver, de forma resumida, a comarca, o cartório, o livro, a folha e o número do registro de nascimento;
- fotografia, no formato 3x4cm, a assinatura e a impressão digital do polegar direito do identificado;
- a assinatura do dirigente do órgão expedidor; e
- a expressão “Válida em todo o território nacional”.

A Figura 1 representa respectivamente o anverso e verso do modelo do documento nacional de identificação brasileiro.

Figura 1- Anverso e verso do documento de nacional de identificação brasileiro.



Fonte: Wikipédia (2021), disponível em¹

Conforme lei nº 14.129 de 29 de março de 2021, o artigo 8 do decreto nº 9.278 de 5 de fevereiro de 2018, inseriu os seguintes itens para aumento da eficiência pública dos documentos de identificação (BRASIL, 2021):

- o número do DNI;
- o Número de Identificação Social - NIS, o número no Programa de Integração Social - PIS ou o número no Programa de Formação do Patrimônio do Servidor Público - PASEP;
- o número do Cartão Nacional de Saúde;
- o número do Título de Eleitor;
- o número do documento de identidade profissional expedido por órgão ou entidade legalmente autorizados;
- o número da Carteira de Trabalho e Previdência Social;
- o número da Carteira Nacional de Habilitação;
- o número do Certificado Militar;
- o tipo sanguíneo e o fator Rh;

1

https://pt.wikipedia.org/wiki/C%C3%A9dula_de_identidade#/media/Ficheiro:Modelo_da_nova_carteira_de_identidade_brasileira.jpg

- as condições específicas de saúde cuja divulgação possa contribuir para preservar a saúde ou salvar a vida do titular; e
- o nome social.

A figura 2 representa respectivamente o anverso e verso do modelo do documento nacional de identificação brasileiro.

Figura 2 - Anverso e verso do documento de nacional de identificação brasileiro.



Fonte: Decreto número 9.278, de 5 de fevereiro de 2018, governo federal, disponível em².

2.2 CERTIFICADO DE REGISTRO DE VEÍCULO (CRV)

O CRV, Certificado de Registro de Veículo, também conhecido como Documento de Transferência de Veículo ou DUT, é documento que certifica o registro do veículo perante os órgãos legais do país. Ou seja, ele é responsável por comprovar a propriedade do veículo no momento de sua compra. O Certificado de Registro de Veículo, contendo as características e condições de invulnerabilidade à falsificação e à adulteração, é expedido quando o automóvel é registrado junto ao Departamento de Trânsito, conforme resolução nº 16 de 06 de fevereiro de 1998, do Código de Trânsito Brasileiro, instituído via lei nº 9503 de 23 de setembro de 1997, que institui o Código de Trânsito Brasileiro, (BRASIL, 1997). O documento possui as seguintes especificações:

2.2.1 Impressões gráficas

² http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/decreto/D9278.htm

Anverso:

- Calcografia Cilíndrica (Talho Doce);
- Apresenta duas tarjas, com altura mínima do relevo, em relação ao nível do papel, de 25 micra (μ), sendo a tarja horizontal na cor azul (referência Pantone 288U) e a tarja vertical na cor verde (referência Pantone 362U);
- Tarja horizontal contendo Guilhoche Negativo com textos vazados: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL” e “MINISTÉRIO DAS CIDADES”;
- Textos na cor verde Pantone 362U, Denatran UF, N° e Certificado de Registro de Veículo;
- Tarja vertical contendo guilhoche negativo com textos vazados: “CONTRAN”, “DENATRAN”, e a “UF” correspondente ao Estado da Federação;
- Microtexto positivo e negativo com a expressão: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL”;
- Microtexto negativo com as expressões: “DETRAN” e “CONTRAN”;
- A tarja vertical apresenta “UF” do Estado em guilhoche negativo sobrepondo a imagem latente com a palavra “BRASIL”;
- Micro letra positiva, negativa e positiva distorcida com a expressão: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL”;
- Fundo numismático duplex incorporando Brasão da República, mapa do Brasil e as palavras CONTRAN e DENATRAN;
- Texto vazado: “DOCUMENTO VÁLIDO SOMENTE PARA TRANSFERÊNCIA, GUARDE EM LOCAL SEGURO”, incorporado ao fundo numismático duplex;
- Fio geométrico em tinta prata anti-scanner, do lado direito do documento;
- Fundo geométrico positivo distorcido do lado esquerdo do documento;
- Efeito duplo íris, nas cores azul Pantone 283U, verde Pantone 358U, cinza Pantone Cool Gray 4U e ocre Pantone 459U, com resultado visual azul, ocre e verde;
- Textos correspondentes aos dados a serem personalizados na cor Azul Pantone 301U;

Verso:

- Texto em *off-set* na cor preta.
- Impressões especiais:
- Impressão com tinta iridescente do mapa do Brasil que muda de cor, de acordo com o
- ângulo de visualização do documento;

- Impressão com tinta invisível, apresentando fluorescência amarelada quando submetida à luz ultravioleta, de fundo geométrico contendo a palavra “AUTÊNTICO”, vazada, mais o Brasão da República e a expressão “DETRAN UF”;

A Figura 3 representa respectivamente o anverso e verso do modelo do certificado de registro de veículo.

2.3 CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO(CRLV)

De acordo com o Código de Trânsito Brasileiro (CTB), o Certificado de Registro e Licenciamento Anual é o documento expedido anualmente ao veículo licenciado, vinculado certificado de Registro Veicular, no modelo e especificações estabelecidos pelo Conselho Nacional de Trânsito (Contran) certificado de Registro Veicular, no modelo e especificações

Figura 3 - Anverso e verso do certificado de registro de veículo (CRV).

A imagem mostra o anverso e o verso de um Certificado de Registro de Veículo (CRV). O anverso (à esquerda) é um formulário com campos para dados pessoais e técnicos do veículo, todos preenchidos com caracteres 'X' ou '0'. O verso (à direita) é uma seção de autorização para transferência de propriedade, contendo campos para nome do comprador, valor, endereço e assinaturas de ambas as partes. Há também uma área para reconhecimento de firma e uma barra de código de barras no anverso.

Fonte: Resolução nacional número 599 de 24 de maio de 2016, disponível em¹

estabelecidos pelo Conselho Nacional de Trânsito (Contran), cujo porte é obrigatório em alguns estados brasileiros, de acordo com a resolução nº 599, de 24 de maio de 2016, revogada as Resoluções CONTRAN nº 664, de 1986, nº 766, de 1993, nº 16, de 06 de fevereiro de 1998, nº 6, de 21 de maio de 1998, nº 187, de 25 de janeiro de 2006, nº 512, de 10 de dezembro de 2014 e nº 539 de 23 de junho de 2015 (BRASIL, 1997).

³ <https://www.gov.br/infraestrutura/pt-br/assuntos/transito/conteudo-contran/resolucoes/resolucao5992016r.pdf>

2.3.1 Impressões gráficas

Anverso:

- Calcografia Cilíndrica (Talho Doce);
- Apresenta duas tarjas, com altura mínima do relevo, em relação ao nível do papel, de 25 micra (μ), sendo a tarja horizontal na cor azul (referência Pantone 288U) e a tarja vertical na cor verde (referência Pantone 362U);
- Tarja horizontal contendo Guilhoche Negativo com textos vazados: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL” e “MINISTÉRIO DAS CIDADES”;
- Textos na cor verde Pantone 362U, Denatran UF, Nº e Certificado de Registro e Licenciamento de Veículo;
- Tarja vertical contendo guilhoche negativo com textos vazados: “CONTRAN”, “DENATRAN”, e a “UF” correspondente ao Estado da Federação;
- Microtexto positivo e negativo com a expressão: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL”;
- Microtexto negativo com as expressões: “DETRAN” e “CONTRAN”;
- A tarja vertical apresenta “UF” do Estado em guilhoche negativo sobrepondo a imagem latente com a palavra “BRASIL”;
- Offset;
- Micro letra positiva, negativa com a expressão: “REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL”;
- Fundo numismático duplex incorporando Brasão da República, mapa do Brasil e as palavras “CONTRAN” e “DENATRAN”;
- Texto vazado: “DOCUMENTO DE USO OBRIGATÓRIO NÃO VÁLIDO PARA TRANSFERÊNCIA”, incorporado ao fundo numismático duplex;
- Fio geométrico em tinta prata anti scanner, do lado direito do documento;
- Fundo geométrico positivo distorcido do lado esquerdo do documento;
- Efeito duplo íris, nas cores azul Pantone 283U, verde Pantone 358U, cinza Pantone Cool Gray 4U e ocre Pantone 459U, com resultado visual azul, ocre e verde;
- Textos correspondentes aos dados a serem personalizados na cor Azul Pantone 301U;
- Código de barras, contendo em sua codificação a informação da gráfica emissora do formulário, data da emissão, tipo de documento (CRV OU CRLV), UF de destino e o número do formulário;

Verso

- Brasão da República e as expressões: Ministério das Cidades, Departamento Nacional de Trânsito e www.denatran.gov.br, na cor preta;

Impressões especiais

- Impressão com tinta iridescente do mapa do Brasil que muda de cor, de acordo com o ângulo de visualização do documento;
- Impressão com tinta invisível, apresentando fluorescência amarelada quando submetida à luz ultravioleta, de fundo geométrico contendo a palavra “AUTÊNTICO” vazada mais o Brasão da República e a expressão DETRAN UF;

A Figura 4 representa respectivamente o anverso e verso do modelo do certificado de registro e licenciamento de veículo.

Figura 4 - Anverso e verso do Certificado de Registro e Licenciamento de Veículo (CRLV).



Fonte: Fonte: Resolução nacional número 599 de 24 de maio de 2016, disponível em⁴

⁴ <https://www.gov.br/infraestrutura/pt-br/assuntos/transito/conteudo-contran/resolucoes/resolucao5992016r.pdf>

2.4 AUTORIZAÇÃO PARA TRANSFERÊNCIA DE PROPRIEDADE DO VEÍCULO (ATPV-E)

Conforme a resolução do Conselho Nacional de Trânsito – CONTRAN, de número 809 de 2020 publicada no diário oficial da união, A ATPV-e é o documento gerado pelo órgão máximo executivo de trânsito da União em que o antigo e o novo proprietário, respectivamente, vendedor e comprador, declaram estar de acordo com a transferência da propriedade do veículo, nos termos das informações constantes no documento, responsabilizando-se pela veracidade das informações ali declaradas, conforme lei nº 9503 de 23 de setembro de 1997 (BRASIL, 1997). O documento é dividido em quatro partes retangulares, portanto a listagem dos itens será dividida em quatro partes, mais cabeçalho;

2.4.1 Impressões gráficas

- **Cabeçalho:** Impressão do brasão da república federativa do Brasil, seguido dos dizeres "REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL", "MINISTÉRIO DA INFRAESTRUTURA" e "DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRÂNSITO - DENATRAN";

Para descrever o documento, serão listados os itens de cima para baixo, da esquerda para direita:

1ª parte:

- Certificado de registro e licenciamento de veículo - digital;
- Código RENAVAM;
- Placa;
- Exercício;
- Ano de Fabricação;
- Ano Modelo;
- Número do CRV;
- QRcode;
- Valide este Documento;
- Código de segurança do CLA;
- CAT;
- Marca / Modelo / Versão;
- Espécie / Tipo;
- Placa Anterior / UF;

- Chassi;
- Cor Predominante;
- Combustível;

2ª parte;

- Detran
- Certificado de registro e licenciamento de veículo - digital;
- Código RENAVAM;
- Placa;
- Exercício;
- Ano de Fabricação;
- Ano Modelo;
- Número do CRV;
- Espaço quadrado para o QRCode;
- Valide este Documento;
- Código de segurança do CLA;
- CAT;
- Marca / Modelo / Versão;
- Espécie / Tipo;
- Placa anterior / UF;
- Chassi;
- Cor predominante;
- Combustível;

3ª parte.

- Observações do Veículo;
- Mensagem DENATRAN.

4ª parte;

- Informações seguro DPVAT;

As Figuras 5 e 6, representam respectivamente o anverso e verso do modelo do certificado de registro e licenciamento de veículo.

Figura 5 - Representa as seções 1 e 2 da Autorização para Transferência de Propriedade do Veículo (ATPV-e).

REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL
MINISTÉRIO DA INFRAESTRUTURA
DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRÂNSITO - DENATRAN

gov.br

DETTRAN -
AUTORIZAÇÃO PARA TRANSFERÊNCIA DE PROPRIEDADE DE VEÍCULO - DIGITAL

CÓDIGO RENAVAM

PLACA

ANO FABRICAÇÃO ANO MODELO

MARCA / MODELO / VERSÃO

CAT

COR PREDOMINANTE CHASSI

NÚMERO CRV CÓDIGO DE SEGURANÇA DO CRV

NÚMERO ATPV-e DATA EMISSÃO

QUILÔMETROS

Validar este QR code com app Vo

IDENTIFICAÇÃO DO VENDEDOR

NOME

CPF/CNPJ E-MAIL

MUNICÍPIO DE DOMICÍLIO OU RESIDÊNCIA UF

IDENTIFICAÇÃO DO COMPRADOR

NOME

CPF/CNPJ E-MAIL

MUNICÍPIO DE DOMICÍLIO OU RESIDÊNCIA UF

Valor declarado na venda:

Autorizo o órgão ou entidade executora de trânsito dos Estados ou do Distrito Federal, transferir o registro deste veículo para o comprador acima identificado.

LOCAL DATA

ASSINATURA DO PROPRIETÁRIO (VENDEDOR) ASSINATURA DO COMPRADOR

As assinaturas deverão ser autenticadas conforme resolução específica do Contran.

Fonte: Detran SP (modelo adaptado), disponível em⁵

Figura 6 - Representa as seções 1 e 2 da Autorização para Transferência de Propriedade do Veículo (ATPV-e).

MENSAGENS DENATRAN

AUTENTICAÇÃO DAS ASSINATURAS

Fonte: Fonte: Detran SP (modelo adaptado), disponível em⁶

⁵<http://www.detran.sp.gov.br/wps/wcm/connect/bb002267-7bd0-48c7-a3d0-fe365836ee42/ATPV-e+no+ECRV+depachante.pdf?MOD=AJPERES&CVID=nsnhmKS>

⁶<http://www.detran.sp.gov.br/wps/wcm/connect/bb002267-7bd0-48c7-a3d0-fe365836ee42/ATPV-e+no+ECRV+depachante.pdf?MOD=AJPERES&CVID=nsnhmKS>

2.5 CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO (CRLV-E)

Conforme a resolução do Conselho Nacional de Trânsito – CONTRAN, de número 809 de 2020 publicada no diário oficial da união, é a versão digital do Certificado de Registro e Licenciamento de Veículo (CRLV, documento de porte obrigatório do veículo), gerado por meio do aplicativo gratuito Carteira Digital de Trânsito, conforme lei nº 9503 de 23 de setembro de 1997 (BRASIL, 1997)

2.5.1 Impressões gráficas

Com base na resolução, tanto versão impressa, que deve ser feita em uma folha branca de tamanho A4, quanto digital, o documento é dividido em quatro partes retangulares, portanto a listagem dos itens será dividida em quatro partes, mais cabeçalho;

- Cabeçalho: Impressão do brasão da república federativa do Brasil, seguido dos dizeres "REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL", "MINISTÉRIO DA INFRAESTRUTURA" e "DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRÂNSITO - DENATRAN";

1ª parte:

- Identificação do órgão ou entidade executivos de trânsito da Unidade Federativa de registro do veículo;
- Numeração do CRLV-e;
- Impressão "CERTIFICADO DE REGISTRO E LICENCIAMENTO DE VEÍCULO - ELETRÔNICO";
- Código RENAVAM;
- QRCode seguido da informação "Valide este QRCode com app Vio";
- Placa;
- Exercício;
- Ano fabricação;
- Ano modelo;
- Espécie/tipo;
- Marca/modelo/versão;
- Placa anterior/UF;
- Chassi;
- Cor predominante e combustível;

2ª parte;

- Categoria;
- Capacidade;
- Potência/cilindrada;
- Peso bruto total;
- Motor;
- Cmt;
- Eixos;
- Lotação;
- Carroceria;
- Nome;
- Cpf / cnpj;
- Local;
- Data;
- Assinado digitalmente pelo detran;
- Dados seguro dpvat;
- Cat tarif;
- Data de quitação;
- Pagamento;
- Que possui dois checkbox indicando;
- Cota única;
- Parcelado;
- Repasse obrigatório fundo nacional de saúde (r\$);
- Custo do bilhete (r\$);
- Custo efetivo do seguro (r\$);
- Repasse obrigatório departamento nacional de trânsito;
- Valor do iof (r\$);
- Valor total a ser pago pelo segurado (r\$);

3ª parte:

- Observações do veículo;
- Mensagens DENATRAN;

4ª parte:

- Informações do Seguro DPVAT;

As figuras 7 e 8, representam respectivamente o anverso e verso do modelo do certificado de registro e licenciamento de veículo.

Figura 7 - Representa as seções 1 e 2 do certificado de registro e licenciamento de veículo (CRVL-e).

Fonte: Detran SP (modelo adaptado), disponível em⁷

Figura 8 - Representa as seções 3 e 4 do certificado de registro e licenciamento de veículo (CRVL-e).

Fonte: Detran SP (modelo adaptado), disponível em⁸

⁷ http://www.abti.org.br/anexos/20200730_Delibera%C3%A7%C3%A3o_CONTRAN_n%C2%BA191_CRLV-e_Alt.Resolu%C3%A7%C3%A3o_n%C2%BA788..pdf

⁸ http://www.abti.org.br/anexos/20200730_Delibera%C3%A7%C3%A3o_CONTRAN_n%C2%BA191_CRLV-e_Alt.Resolu%C3%A7%C3%A3o_n%C2%BA788..pdf

3 VISÃO COMPUTACIONAL

3.1 INTRODUÇÃO

A visão concede aos animais uma percepção em três dimensões sobre todos os elementos que existem, sendo assim possível identificar diversas formas, cores e texturas do universo habitável. Esta característica permite ao portador, reconhecer e classificar os elementos observados, atribuindo sentido a estes. Com o desenvolvimento da humanidade, o desejo de adaptação de habilidades humanas inatas ou adquiridas para máquinas não é uma novidade, passando pela máquina de escrever no século de 1800, ou na década de 1930, onde máquinas começaram a realizar cálculos de maneira automatizada, até os poderosos softwares de desenho 3D, a humanidade vem atribuindo funções em máquinas, para que ela auxilie em seus afazeres diários. Portanto, não é de se estranhar que o sistema de visão também seja alvo de experimentos computacionais. No entanto, tal habilidade que é realizada de forma instantânea pelo cérebro humano, não se mostra tão simples para implementação em computadores (ACOCELLA, 2007), (ACHARYA & RAY, 2005), (SZELISKI, 2010).

Sendo a ciência que pretende proporcionar a capacidade de visão humana para as máquinas, visão computacional é uma complexa área da inteligência artificial, que estuda o desenvolvimento e aprimoração de técnicas de processamento digital de imagem, que pode ser abstraída em um paradigma dividido em três níveis, sendo um primeiro com processos de baixo nível que envolvem operações primitivas, como pré-processamento de imagem para reduzir ruído, aprimoramento de contraste e nitidez de imagem. Um processo de baixo nível é caracterizado pelo fato de que suas entradas e saídas são imagens. O segundo e intermediário nível envolve tarefas como segmentação, descrição destes segmentos e classificação (reconhecimento) destes objetos individuais. Um processo de nível médio é caracterizado pelo fato de que suas entradas geralmente são imagens, mas suas saídas são atributos extraídos dessas imagens, como bordas, contornos e a identidade de objetos individuais. Por fim, o último processo pode ser considerado como o processamento de nível mais alto, onde se é preciso "dar sentido" a um conjunto de objetos reconhecidos, e na análise de imagens executar as funções cognitivas normalmente associadas à visão humana (MAREGONI & STRINGHINI, 2010), (GONZALES & WOODS, 2018).

Este capítulo irá apresentar os principais conceitos sobre visão computacional, onde os tópicos serão divididos da seguinte maneira, 3.2 Imagem digital, 3.3 Características de um sistema de visão, e por fim 3.4 Componentes de um sistema de visão.

3.2 IMAGEM DIGITAL

Uma imagem digital pode ser definida por uma função bidimensional, da intensidade de luz refletida ou emitida por uma cena, na forma $I(x, y)$, onde os valores de I representam, a cada coordenada espacial (x, y) , a intensidade da imagem nesse ponto. Essa intensidade é representada por um valor inteiro, não-negativo e finito. Outro aspecto importante para uma imagem digital, é sua capacidade de ser interpretada por um software, que fará a exibição do conteúdo da imagem em um display, seja ele o de uma câmera, monitor de computador, televisão ou outro dispositivos. Sua representação matemática de uma imagem se dá através da função $f(x, y)$, onde os índices x e y designam a localização do ponto no plano cartesiano. Este ponto é comumente conhecido como pixel, abreviação para *Picture Element* (SOLOMON & BRECKON, 2011), (ACHARYA, 2005).

Cada pixel contém um ou mais canais que representam a intensidade de uma determinada cor. Estas representações normalmente acontecem de uma forma binária (*greyscale*), onde a variação se dá entre 0 (mínimo) e 1 (máximo), ou entre outras formas de representação de cor sendo a mais famosa e utilizada delas a RGB, que é composta por um vetor com três cores, vermelho, verde e azul, variando intensidade de 0 (mínimo) até 255 (máximo), onde a combinação das intensidades forma cores diferentes pré-estabelecidas (SOLOMON & BRECKON, 2011), (DOUGHERTY, 2020).

Solomon e Breckon (2011), apresenta alguns tipos de imagens em seu trabalho, no qual três específicos foram selecionados para serem elucidados abaixo, devido a sua vasta utilização:

Imagem Binária: são imagens cujos pixels têm apenas dois valores de intensidade possíveis, normalmente exibidos em preto e branco. Numericamente, os dois valores geralmente são 0 para preto e 1 ou 255 para branco

Imagem escalas de cinza: são aquelas onde as únicas cores são os tons de cinza. Na verdade, uma cor "cinza" é aquela em que os componentes vermelho, verde e azul têm intensidade igual no espaço RGB e, portanto, só é necessário especificar um único valor de intensidade para cada pixel, em oposição às três intensidades necessárias para especificar cada pixel em uma imagem colorida. Computacionalmente, as imagens monocromáticas são armazenadas utilizando-se 8 bits (um byte) por pixel, permitindo 256 intensidades possíveis, geralmente em uma escala não linear.

Imagem RGB: sabe-se que o olho humano possui apenas três receptores de cores diferentes, são elas vermelho, verde e azul. Portanto, imagens RGB, são multispectrais com uma banda do receptor para cada cor, produzindo assim uma combinação ponderada das três

cores primárias para cada pixel. Logo, uma imagem colorida de 24 bits completa contém o valor de 8 bits para cada cor, podendo assim exibir 2^{24} cores diferentes.

3.3 CARACTERÍSTICAS DE UM SISTEMA DE VISÃO

Nas obras de Gonzales e Woods (2018) e Dougherty (2020), são apresentados os componentes característicos de um sistema de visão, e uma abstração listando os principais itens será apresentada abaixo:

Aquisição de Imagem: Compreende que no mínimo dois elementos são necessários para a aquisição digital de imagens. O primeiro é um dispositivo físico que deve ser sensível ao espectro de energia eletromagnética, como por exemplo ao espectro de raio-x, luz ultravioleta, visível ou infravermelha. Este dispositivo deve converter a natureza da entrada, e produzir em sua saída um sinal elétrico proporcional ao nível de energia recebido. O segundo, chamado digitalizador, é um dispositivo que converte o sinal elétrico analógico produzido na saída do sensor, em um sinal digital.

Pré-processamento: é considerado o primeiro estágio de processamento, onde os dados brutos são expostos a técnicas que operam no domínio espacial e da frequência das imagens. Técnicas de processamento no domínio espacial baseiam-se em filtros que manipulam valores da vizinhança do plano da imagem, enquanto as técnicas da frequência se utilizam filtros que agem sobre o espectro eletromagnético, comprimento de onda da imagem. É considerado comum para realçar determinadas características de uma imagem, combinar vários métodos que estejam baseados nestas duas categorias.

Segmentação: conforme o próprio nome induz, é o processo que realiza a divisão da imagem em regiões estruturais (conjunto de pixels) fortemente relacionadas aos objetos e áreas do mundo real contidos na imagem, com o intuito de simplificar as informações contida na cena. Tal processo é de suma importância na otimização da performance dos modelos, pois entregam conjunto de regiões/objetos ou contornos extraídos da imagem;

Identificação de Objeto: com as regiões de interesse (conjunto de pixels) devidamente segmentadas, este processo tem como objetivo principal realizar a rotulação (*labeling*) para cada um destes conjuntos. Tal recurso possibilita que perímetros sejam estabelecidos e rotulados devidamente na imagem, auxiliando para que ações futuras de reconhecimento;

Reconhecimento de Padrões: são técnicas que podem ser utilizadas para construção de regras de decisão, que tem o intuito de identificar os objetos contidos na imagem de forma automática. Estas técnicas agem de maneira a classificar e assim aprender com a imagem

analisada. Os conceitos de classificação e reconhecimento serão abordados com mais ênfase no capítulo de 4 que tratará sobre redes neurais.

3.4 COMPONENTES DE UM SISTEMA DE PROCESSAMENTO DE IMAGEM

Conforme Gonzales e Woods (2018) e Doughert (2020), conceitos sobre os principais componentes que um sistema de processamento de imagem possui, são:

Sensores de imagem: detectam a intensidade, amplitude, Lcoordenadas e outras características das imagens passando o resultado para o hardware de processamento de imagem. Ou seja, lentes, controladores de luz e demais dispositivos analógicos que ficam dentro de uma câmera fotográfica.

Hardware de processamento de imagem: é dedicado para processar as instruções obtidas dos sensores, transformando o resultado em informação digital. Refere-se aos sensores das câmeras digitais, unidades gráficas de processamento (*GPU*) entre outros.

Computador: refere-se ao que é utilizado por humanos sua vida diária.

Software de processamento de imagem: é o software que inclui todos os mecanismos e algoritmos usados no sistema de processamento de imagem.

Armazenamento em massa: armazena os pixels das imagens durante o processamento.

Visor de imagem: Inclui o monitor ou tela de exibição que exhibe as imagens processadas.

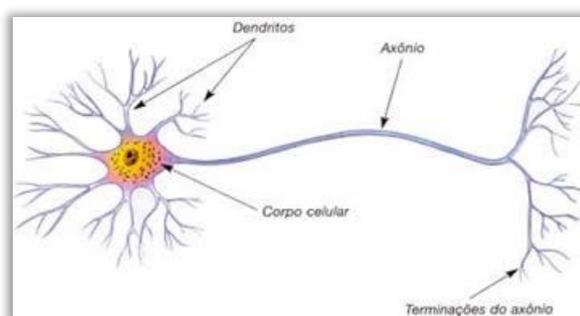
4 REDES NEURAIIS

O intuito deste capítulo é apresentar alguns conceitos básicos sobre redes neurais, apresentando alguns modelos e conceitos teóricos matemáticos e de implementação amplamente utilizados na área, a fim de embasar o desenvolvimento de um protótipo de classificação de documentos.

4.1 NEURONIOS BIOLÓGICOS E ARTIFICIAIS

A representação anatômica de um neurônio só foi possível em meados do século XIX, onde pôde-se observar que como em qualquer célula biológica, o neurônio é delimitado por uma fina camada de membrana celular, onde possuem sua função biológica e outras propriedades que servem para orientar especificamente o funcionamento elétrico da célula nervosa (KOVACS, 2002). Para ilustrar a Figura 9 apresenta as três principais estruturas de um neurônio biológico que são emuladas em um neurônio artificial, que são os dendritos, axônios e o corpo celular.

Figura 9 – Estrutura de um neurônio biológico



Fonte: Duarte (2015)

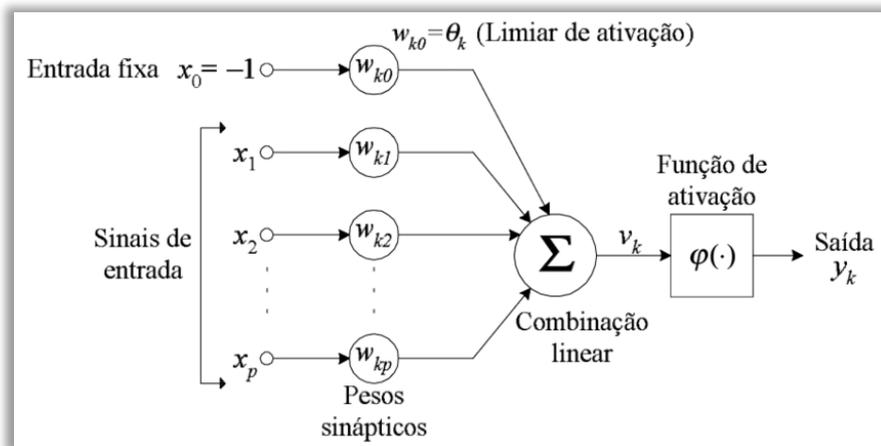
Conforme Figura 9 os *Dendritos* são os responsáveis por receber os impulsos nervosos e conduzi-las até o *Corpo Celular*, que processa os sinais recebidos e envia novos impulsos através dos *Axônios* para os dendritos do próximo neurônio da rede. A região de ligação entre estas duas extremidades, é conhecida como sinapse, local onde neurotransmissores agem propagando impulsos elétricos e químicos entre os neurônios, criando por sua vez a mais vasta rede neural conhecida pelo ser humano, a do seu cérebro (KOVÁCS, 2002), (PEREDA, 2014).

Os primeiros a idealizarem um neurônio como uma unidade lógico-matemática procurando simular forma, comportamento e as funções de um neurônio biológico foram Warren McCulloch e Walter Pitts, que despretensiosamente criaram um simples dispositivo binário capaz de propagar pulsos ou não pulsos para uma rede de forma síncrona, de maneira a classificar uma determinada informação. (KOVÁCS, 2002).

O modelo possui um vetor de valores binários representando a entrada de informações na rede neural ($x_1 x_2 \dots x_n$). Representando os calores sinápticos, cada uma destas estradas possui um valor imutável, excitatório ou inibitório chamado de peso ($w_1, w_2 \dots w_n$). Estes dois valores são somados ponderadamente, conforme equação representada na Figura 10, e seu produto submetido a uma função de ativação, que devido a característica restritiva desta função, tende a normalizar a amplitude da saída, a um intervalo de valor unitário [0,1] ou alternativamente [-1, 1], que será propagado na rede somente quando positivo. (HAYKIN, 2007). A equação (1) e a Figura 10, apresentam a função de somatório e uma representação de um neurônio artificial contendo seus principais componentes, seguido de suas respectivas definições.

$$u = \sum_{i=1}^m w_i * x_i \quad (1)$$

Figura 10 - Representação do modelo neuronal de McCulloch e Pitts



Fonte: Silva e Schimidt (2016)

4.2 FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO

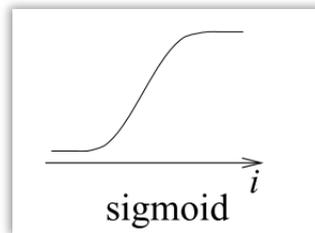
Um dos importantes fatores que o modelo de McCulloch e Pitts são as funções de ativação. Sua utilização auxilia com o funcionamento otimizado da rede neuronal, pois age de forma a simplificar resultados, diminuindo a complexidade dos cálculos realizados, e melhorando a performance de redes neurais. Portanto, nas próximas seções algumas das mais utilizadas funções de ativação serão descritas (KRÖSE & SMAGT, 1996).

4.2.1 Função Sigmoide

Segundo Russel e Norvig (2002 apud HAN & MORAGA 1995), a função *Sigmoide* é frequentemente utilizada em redes neurais para introduzir não-linearidade no modelo e gerar sinais dentro de um alcance específico. Onde quanto maior o valor de a , sendo o parâmetro da inclinação da função sigmoide, mais inclinada se torna a curva. Na equação (2) e 11 são apresentadas a equação da função e sua representação no plano cartesiano.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-ax}} \quad (2)$$

Figura 11 – Representação da equação sigmoide no plano cartesiano.



Fonte: Kröse e Smagt (1996)

4.2.2 Função Softmax

É um tipo de função sigmoide frequentemente utilizada para gerar probabilidades associadas a problemas de classificação e distribuições categóricas, ou seja, que trabalham com a atribuição de probabilidades positivas ou negativas para cada posição de um determinado vetor com N posições. Desta forma, a função verifica após as atribuições qual a posição com a maior probabilidade e apresenta como o valor de saída da rede neural (GOODFELLOW, 2016). A representação modelo via equação matemática, e no plano cartesiano são apresentadas nas Figuras 12 e 13 respectivamente.

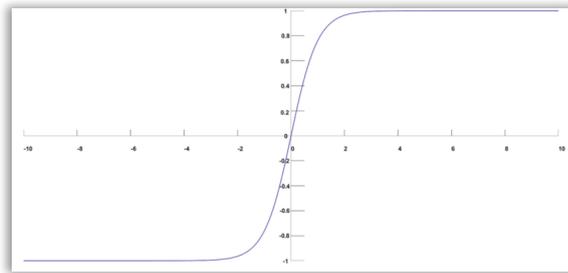
Figura 12 – Equação Softmax

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}}$$

Fonte: Repositório UFSC, disponível em⁹

⁹ <http://www.lapix.ufsc.br/wp-content/uploads/2018/10/softmax2.png>

Figura 13 - Representação da equação sigmoide no plano cartesiano



Fonte: Teng et al (2018)

4.2.3 ReLU *Rectified Linear Unit*

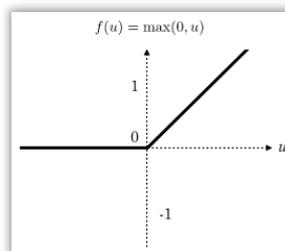
É a função não-linear mais recomendada para se projetar redes neurais modernas. Se diferencia das demais, pois opera de maneira a transformar valores negativos em zero, mantendo os valores de entrada que são superiores a zero, e assim diminuindo a incidência de valores negativos na rede neural. Esta característica da função, torna suas variáveis ligeiramente simples, eliminando a necessidade cálculos complexos e tornando a equação leve e eficiente, o que em redes neurais profundas faz grande diferença (GOODFELLOW, 2016). A representação modelo via equação matemática, e no plano cartesiano são apresentadas nas figuras 14 e 15 respectivamente.

Figura 14 – Representação da equação ReLU

$$g(x) = \max \{0, x\}$$

Fonte: Pauly (2018).

Figura 15 – Representação gráfica da equação ReLU



Fonte: Pauly (2018)

Mesmo com a introdução de funções de ativação, o modelo de McCulloch e Pitts mostrou algumas limitações, como o possuir valor imutável para o peso das conexões, ter como saída somente valores binários e não possuir um algoritmo de treinamento, fizeram/tornaram com que o modelo fosse descontinuado, embora tenha servido de base para modelos posteriores, conforme veremos nas próximas seções.

4.3 A REDE NEURAL

Ben et al (1996, apud McClelland & Rumelhart, 1986), descreve uma rede neural como em um conjunto de nós de processamento simples, neurônios, que se comunicam enviando sinais entre si por meio de muitas conexões ponderadas. Shalev-Shwartz (2014), cita a base neurológica da ciência, dizendo que redes neurais são “*um modelo de computação inspirado na estrutura das redes neurais no cérebro*”. Ainda na mesma obra, o autor explica rede neural no paradigma matemático da teoria dos grafos, da seguinte maneira:

Uma rede neural pode ser descrita como um grafo direcionado cujos nós correspondem aos neurônios e as bordas correspondem às ligações entre eles. Cada neurônio recebe como entrada uma soma ponderada das saídas dos neurônios conectados às suas bordas de entrada.

Em Gonzalez e Woods (2018), a definição de redes neurais apresenta os neurônios artificiais como unidades de computação não linear, capazes de desenvolver conhecimento através de um determinado processo de aprendizagem e são organizadas como redes onde as interconexões são semelhantes, em alguns aspectos, à maneira como que os neurônios estão interconectados no córtex visual dos mamíferos. O trabalho ainda apresenta que os modelos resultantes são referidos por vários nomes, incluindo redes neurais, neuro computadores, modelos de processamento paralelo distribuído, sistemas neuro mórficos, redes auto adaptativas em camadas e modelos conexionistas.

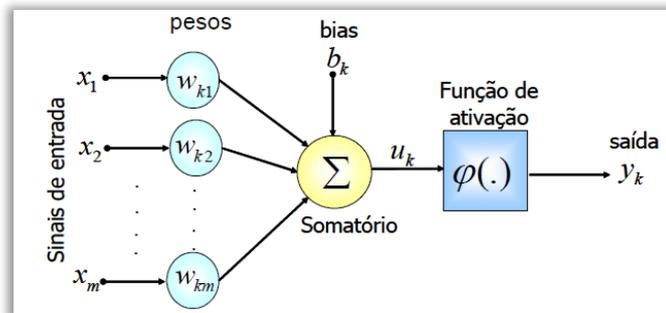
4.4 O MODELO PERCEPTRON

Baseado no conceito de neurônio artificial desenvolvido por McCulloch e Pitts em 1943, na década de 1958, Frank Rosenblatt desenvolveu uma rede de neurônios dispostos em camadas, de maneira que está rede pudesse aprender “estudando” repetidamente os exemplos que lhe são apresentados, e isso ocorre através da possibilidade da inserção de algoritmos de treinamento e ajuste dos valores sinápticos, pesos de cada conexão (KRÖSE & SMAGT, 1996), (GOODFELLOW, 2016).

O modelo Perceptron de Rosenblatt (1958) é uma rede *feed-forward* de camada única, que consiste em um ou mais neurônios de saída, cada um dos quais conectado com um fator de ponderação w_i a todas as entradas i . No caso mais simples, a rede tem apenas duas entradas e uma única saída que é classificada somente em dois grupos diferentes, conforme esboçado na Figura 18 (KRÖSE & SMAGT, 1996), (GOODFELLOW, 2016).

Este é um modelo similar ao de McCulloch e Pitts, e o fator discriminante entre ambas as implementações, está no fator de que além de que o valor dos pesos pode variar conforme o algoritmo de treinamento, um valor arbitrário de *bias* é conferido ao processo de somatória entre entradas e pesos do neurônio, com a mesma característica de mutabilidade por aprimoramento. Uma representação do modelo de Rosenblatt é apresentada na Figura 18, assim como na Figura 19, é apresentado a nova função de somatório com o *bias* (KRÖSE & SMAGT, 1996), (GOODFELLOW, 2016). A descrição dos componentes do neurônio artificial também é fornecida no decorrer do capítulo.

Figura 16 – Representação de um neurônio artificial Perceptron



Fonte: Soares (2011)

Figura 17 – Equação da somatória modelo *Perceptron*.

$$u = \sum_{i=1}^m w_i * x_i + b$$

Fonte: Goodfellow (2016).

Sinais de entrada: são equivalentes aos dendritos de um neurônio biológico, e equivalem aos valores que chegam ao neurônio, seja externamente ou via saída de um neurônio precedente;

Pesos: são valores associados para cada valor de entrada arbitrariamente, a fim de intensificar ou atenuar a ativação do neurônio na função de ativação, sendo totalmente definidos pelo algoritmo de aprendizagem da rede neural;

Somatório: executa a soma de todas as entradas do neurônio e as multiplica ponderadamente pelos respectivos pesos;

Bias: é um termo independente atribuído ao somatório neurônio e possui o efeito de aumentar ou diminuir o valor que será enviado a função de ativação. Ou seja, caso o *bias* seja positivo, o valor do somatório tende a aumentar, caso negativo diminuirá respectivamente. Vale

ressaltar que este valor é primeiramente concebido arbitrariamente, e após pode ser treinado junto com os pesos da rede neural;

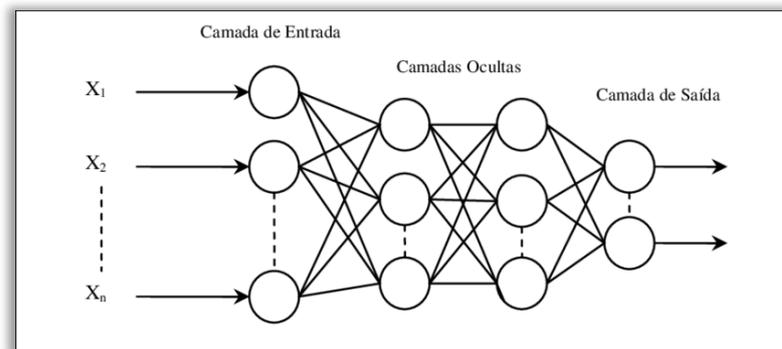
Função de ativação: recebe o valor resultado do somatório com o *bias* aplicado, e aplica funções lineares ou não lineares, de forma a gerar uma saída que tende a ser pré-definido em sua amplitude. Esta função, é a responsável por classificar e validar as entradas propostas, de modo que estes podem ser ou não repassados para neurônios posteriores na rede neural;

Saída: é o resultado da função de ativação e valor de saída do neurônio. Em redes *Perceptron* a saída é sempre binária.

4.5 MULTI-LAYER PERCEPTRON

É a nomenclatura determinada para redes *Perceptron*, cuja arquitetura possui duas ou mais camadas neuronais para processamento de informações, conforme pode se checar na Figura 20.

Figura 18 – Representação de uma rede *Perceptron Multi-layer*



Fonte: Sobreiro (2008).

Shalev-Shwartz e Ben-David (1996) explicam o funcionamento das camadas de uma rede *Multi-layer Perceptron*, de forma que possamos apenas atentar para as diferenças, referente ao seu modelo predecessor *Perceptron*. Logo, fica evidente que na rede MLP possui três camadas de processamento, sendo elas a **camada de entrada**, **camadas ocultas**, e **camada de saída**:

Camada de entrada: sendo a camada que recebe valor externo para inicialização do processo de treinamento da rede neural;

Camadas ocultas: todas as camadas que se encontram entre a camada de entrada e a camada de saída. Os valores que estas camadas recebem e disponibilizam para uma rede neural são desconhecidos, devido ao fato de que se encontram no meio do processamento de uma rede e provavelmente não teriam sentido se retirados deste contexto;

Camada de saída: sendo as camadas que recebem valores das camadas ocultas, executam o último processamento e apresentam uma saída que será o resultado do treinamento da rede neural.

4.6 BACKPROPAGATION

Apesar de ser apresentado junto com a teoria das redes MLP, o ajuste de pesos nas redes para otimizar os resultados ainda não eram conhecidos. No entanto, o trabalho de (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986), apresentou a solução para este problema, com a ideia de ajustar os valores dos pesos das camadas ocultas, através de uma propagação reversa dos erros das unidades da camada de saída. Em função disso, o algoritmo ganhou o nome de *backpropagation* ou, em português, propagação reversa (KRÖSE & SMAGT, 1996), (GOODFELLOW, 2016) .

O algoritmo *Backpropagation* se baseia em calcular o valor de erro obtido na camada de saída da rede neural, recalcular o valor dos pesos do vetor w da camada última camada de neurônios e assim proceder para as camadas anteriores, de trás para a frente, ou seja, atualizar todos os pesos das camadas, partindo da última até atingir a camada de entrada da rede, assim realizando a retro propagação do erro obtido pela rede (KRÖSE & SMAGT, 1996).

Apesar de proporcionar grande aumento na capacidade de aprendizagem de redes MLP, problemas como o longo processo de treinamento podem gerar impulsos não ideiais para a rede e tornando o algoritmo não eficiente.

4.7 REDES FEED-FORWARD

São redes neurais que calculam uma série de transformações alterando as semelhanças entre os casos, onde os neurônios em cada camada têm como entrada um valor proveniente de uma função não-linear das atividades na camada anterior. São o tipo mais encontrado nas práticas de redes neurais. Portanto, a primeira camada é a entrada e a última camada é de saída (GOODFELLOW, 2016).

Uma observação importante sobre estas redes, é que havendo mais camadas do que as camadas de entrada e saída, estas redes são denominadas como redes neurais profundas, ou *Multi-layer* (multicamada), e estas camadas que ficam entre entrada e saída são conhecidas como *hidden-layers*, camadas ocultas. Como exemplo para estas redes temos a *Multi-layer Perceptron*, Redes Neurais Convolucionais, Deep belief networks entre outras.

4.8 REDES RECORRENTES

São redes neurais que criam conexões dinâmicas entre os neurônios, de forma que estas conexões permitem o acesso ao valor de ativação de um determinado neurônio a qualquer momento durante a execução do treinamento. Este comportamento torna este tipo de rede a mais biologicamente realista. A ideia das conexões recorrentes é de que a rede seja capaz de “lembrar” os estados anteriores dos valores de entrada, e esta dinamicidade proposta pelo modelo, torna a complexidade de treinamento difícil. Como alguns exemplos podemos citar as redes *Elman*, *Jordan*, *Long short-term memory* entre outras (GOODFELLOW, 2016).

É notável que o avanço no campo científico de redes neurais, ocorre somente em função do constante e incessável avanço tecnológico, que proporciona aos computadores um maior poder computacional, possibilitando que máquinas que antes encontravam dificuldades para processar imagens binárias monocromáticas, hoje tenham capacidade de trabalhar com imagens *Super VGA* com suas 4096 cores em um único pixel, sem grande esforço (GOODFELLOW, 2016).

A pesquisa nesta área desenvolve novos paradigmas para a tecnologia, como a criação de camadas ocultas e funções matemáticas que quando aplicadas otimizam o resultado de saída de um neurônio, melhoram o desempenho que possibilitam que a tecnologia duplique seu poder de processamento a cada 2,4 anos. No entanto mesmo com essa capacidade exponencial de escalabilidade nativa nestas tecnologias, o advento de GPUs de uso geral, conectividade de rede mais rápida e melhor infraestrutura de software para computação distribuída, estimasse que o poder de processamento biológico não será equalizado por redes neurais artificiais até 2050, pois além de serem maior quantidade, neurônios biológicos desenvolvem funções mais complexas do que apenas solucionar cálculos matemáticos (GOODFELLOW, 2016).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho se inicia com a apresentação de características e informações obrigatórias contidos nos modelos de documentação pessoal e veicular da federação nacional do Brasil. O objetivo desta abordagem, é possibilitar de maneira analítica dados referentes aos documentos, que possam servir futuramente como apoio para otimização dos modelos de classificação.

O estudo em questão foi elaborado com a leitura de diversos materiais presentes na constituição brasileira e no código nacional de trânsito. Sabe-se que estes documentos, são alterados por medidas provisórias, e demais atos jurídicos que podem imputar modificações e invalidar versões destes documentos. Este fator, trouxe ao trabalho uma nova demanda para a pesquisa, que é além da classificação da versão dos modelos de documentos tradicionais vigentes desde a década de 1990, o trabalho terá de contemplar as novas versões disponibilizadas na última década. Tal alteração implicará no aumento do número de documentos a serem classificados pelo modelo, que passa de 3 para 6.

Quanto a questão técnica dos procedimentos a serem realizados, foi desenvolvido embasamento teórico sobre questões relacionadas ao tema de classificação de imagens com redes neurais artificiais. Partindo desde os princípios de processamento de imagem e visão computacional, se desenvolvendo até conceito sobre redes neurais. Onde com as informações e conceitos pesquisados até o momento, permitem ao pesquisador ter uma visão mais clara do que será necessário para o desenvolvimento final do trabalho.

Todavia, alguns temas sobre redes neurais ainda precisam ser abordados e mais desenvolvidos, a fim de servir solidamente como base do modelo de classificação desejado. De toda forma, com o artefato desenvolvido até o momento, o pesquisador verificar o avanço dos processos computacionais na representação de funções cognitivas humanas na área de redes neurais artificiais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARYA, Tinku; RAY, Ajoy K. **Image processing: principles and applications**. John Wiley & Sons, 2005.

ACOCELLA, Joan. **The typing life: How writers used to write**. The New Yorker, v. 4, n. 09, 2007.

BRASIL, Constituição (1967), **LEI Nº 7.116, DE 29 DE AGOSTO DE 1983**. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/1980-1988/17116.htm Acesso em 16 de jun. 2021.

BRASIL, Constituição (1989), **LEI Nº 14.129, DE 29 DE MARÇO DE 2021**. Art. 8. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2019-2022/2021/Lei/L14129.htm#art51. Acesso em 16 de jun. 2021.

BRASIL, Constituição (1989), **LEI Nº 9.503, DE 23 DE SETEMBRO DE 1997**. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9503.htm#art341 Acesso em 16 de jun. 2021.

SHEN, Leixian et al. **Fall detection system based on deep learning and image processing in cloud environment**. In: Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems. Springer, Cham, 2018. p. 590-598.

DAVENPORT, Thomas H.; RONANKI, Rajeev. **Artificial intelligence for the real world**. Harvard business review, v. 96, n. 1, p. 108-116, 2018.

DOUGHERTY, Edward R. **Digital image processing methods**. CRC Press, 2020.

DUARTE, Rafael Mendes. **INTERFACE CÉREBRO MÁQUINA HÍBRIDA UTILIZANDO AMPLIFICADOR EEG DE BAIXO CUSTO**. Tese de Doutorado. UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA. 2015.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.; **Digital Image Processing**, 4th Edition. Pearson, 2018.

GOODFELLOW, Ian et al. **Deep learning**. Cambridge: MIT press, 2016.

HAN, Jun; MORAGA, Claudio. **The influence of the sigmoid function parameters on the speed of backpropagation learning**. In: International Workshop on Artificial Neural Networks. Springer, Berlin, Heidelberg, 1995. p. 195-201.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. Bookman Editora, 2007.

KOVÁCS, Zsolt László. **Redes neurais artificiais**. Editora Livraria da Física, 2002.

KRÖSE, Ben; SMAGT, Patrick van der. **An introduction to neural networks**. 1993.

MARENGONI, M; STRINGHINI, D. **Tutorial: Introdução à Visão Computacional usando OpenCV**. Porto Alegre, Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2009. Disponível em: <<https://seer.ufrgs.br/rita/article/view/11477>>. Acesso em: 01 abr. 2021.

MATTOS, Lissandra Kerppers. **As mudanças organizacionais e seus gestores nas empresas na era da informação**. 2002. Tese de Doutorado. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/3671/Lissandra.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 30 mar 2021.

PAULY, Leo et al. **Deeper networks for pavement crack detection**. In: Proceedings of the 34th ISARC. IAARC, 2017. p. 479-485.

PEREDA, Alberto E. **Electrical synapses and their functional interactions with chemical synapses**. Nature Reviews Neuroscience, v. 15, n. 4, p. 250-263, 2014.

RUSSELL, Stuart; NORVIG, Peter. **Artificial intelligence: a modern approach**. Nova Jersey, Prentice Hall, 2002. v. 2.

SHALEV-SHWARTZ, Shai; BEN-DAVID, Shai. **Understanding machine learning: From theory to algorithms**. Cambridge university press, 2014.

SILVA, Saulo Rodrigues; SCHIMIDT, Fernando. **Redução de Variáveis de Entrada de Redes Neurais Artificiais a Partir de Dados de Análise de Componentes Principais na Modelagem de Oxigênio Dissolvido**. Química Nova, v. 39, n. 3, p. 273-278, 2016.

SOARES, Pablo Luiz Braga; DA SILVA, José Patrocínio. **Aplicação de redes neurais artificiais em conjunto com o método vetorial da propagação de feixes na análise de um acoplador direcional baseado em fibra ótica**. Revista Brasileira de Computação Aplicada, v. 3, n. 2, p. 58-72, 2011.

SOBREIRO, Vinicius Amorim et al. **Uma estimação do valor da commodity de açúcar utilizando redes neurais artificiais**. Pesquisa & Desenvolvimento em Engenharia de Produção, v. 7, p. 36-52, 2008.

SOLOMON, Chris; BRECKON, Toby. **Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab**. John Wiley & Sons, 2011.

SZELISKI, Richard. **Computer vision: algorithms and applications**. Springer Science & Business Media, 2010.

TENG, Zhiqiang et al. **Structural Damage Detection Based on Real-Time Vibration Signal and Convolutional Neural Network**. Applied Sciences, v. 10, n. 14, p. 4720, 2020.