

INSTITUTO FEDERAL DE SANTA CATARINA

ANTHONY CRUZ

APLICANDO DEEP LEARNING EM EXAMES LABORATORIAIS DE
SANGUE

Desenvolvimento de Laudos e Hemogramas

Caçador - SC

24 de Março de 2021

ANTHONY CRUZ

APLICANDO DEEP LEARNING EM EXAMES LABORATORIAIS DE SANGUE

Desenvolvimento de Laudos e Hemogramas

Projeto de Pesquisa apresentado à Coordenadoria do Curso de Sistemas de Informação do Câmpus Caçador do Instituto Federal de Santa Catarina para a avaliar a possibilidade de continuidade do Trabalho de Conclusão de Curso.

Orientador: Professor Samuel da Silva Feitosa

Coorientador: Professor Cristiano Mesquita Garcia

Caçador - SC

24 de Março de 2021

ANTHONY CRUZ

APLICANDO DEEP LEARNING EM EXAMES LABORATORIAIS DE SANGUE
DESENVOLVIMENTO DE LAUDOS E HEMOGRAMAS

Este projeto foi julgado adequado para continuidade do Trabalho de Conclusão do Curso de Sistemas de Informação, pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina, e aprovado na sua forma final pela comissão avaliadora abaixo indicada.

Caçador - SC, 01 de dezembro de 2020.

Professor Samuel da Silva Feitosa, Dr.
Orientador
Instituto Federal de Santa Catarina

Professor Cristiano Mesquita Garcia, Dr.
Coorientador
Instituto Federal de Santa Catarina

Professor Membro 1, Me.
Banca Avaliadora
Instituto Federal de Santa Catarina

Professor Membro 2, Dr.
Banca Avaliadora
Instituto Federal de Santa Catarina

RESUMO

Os exames laboratoriais de sangue, principalmente quando se trata de hemogramas, são um dos tipos de exames mais importantes e mais realizados no âmbito médico. Através dessa prática pode-se descobrir importantes alterações no organismo e é geralmente utilizado como primeiro passo na avaliação da saúde dos pacientes. Embora seja uma prática bastante comum, a sua realização é bastante dificultada nos laboratórios por utilizar um equipamento de maquinário de alto custo de compra e manutenção. Como alternativa a isso, este projeto tem como principal objetivo desenvolver um modelo de *Deep Learning* para realizar esse processo utilizando menos recursos, através da interpretação de imagens de amostras de sangue em placas de Petri para assim ser capaz de elaborar hemogramas de forma automatizada. A partir da elaboração de um mapeamento sistemático da literatura foi possível identificar as principais abordagens de *Deep Learning* (Convolutional Neural Network e Recurrent Neural Network) que podem ser utilizadas para a resolução do problema abordado.

Palavras-chave: Hemograma. Exames de Sangue. *Deep Learning*. Redes Neurais.

ABSTRACT

This is the english abstract. **Keywords:** latex. abntex. text editoration.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Glóbulos Vermelhos (RBC)	13
Figura 2 – Glóbulos Brancos (WBC)	14
Figura 3 – Plaquetas (Platelets)	15
Figura 4 – Exemplo de Eritrograma e seus Atributos	16
Figura 5 – Exemplo de Leucograma e seus Atributos	16
Figura 6 – Matriz de Confusão	18
Figura 7 – Perceptron	19
Figura 8 – Artificial Neural Network	20
Figura 9 – Convolutional Neural Network	22

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Palavras-Chave e Sinônimos	23
Tabela 2 – Bases de Dados e Número de Artigos Seleccionados	23
Tabela 3 – Critérios de Exclusão	24
Tabela 4 – Artigos Seleccionados	25
Tabela 5 – Cronograma das atividades previstas.	27

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN Artificial Neural Network

DNN Deep Neural Networks

RNN Recurrent Neural Network

CNN Convolutional Neural Network

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Problema de Pesquisa	10
1.2	Hipótese de Pesquisa	10
1.3	Objetivos	10
1.3.1	Objetivo Geral	10
1.3.2	Objetivos Específicos	10
1.4	Justificativa	10
1.5	Organização do texto	11
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	12
2.1	Exames Laboratoriais de Sangue	12
2.1.1	Sangue	12
2.1.1.1	Glóbulos Vermelhos	12
2.1.1.2	Glóbulos Brancos	13
2.1.1.3	Plaquetas	14
2.1.2	Hemograma	14
2.1.2.1	Eritrograma	15
2.1.2.2	Leucograma	15
2.2	Inteligência Artificial: Machine Learning e Deep Learning	16
2.2.1	Machine Learning	17
2.2.1.1	Algoritmos Tradicionais	17
2.2.1.2	Redes Neurais	19
2.2.2	Deep Learning	20
2.2.2.1	Recurrent Neural Networks (RNNs)	21
2.2.2.2	Convolutional Neural Networks (CNNs)	21
2.2.2.3	Bibliotecas e Recursos	22
3	ESTADO DA ARTE DA ÁREA PESQUISADA	23
3.1	Mapeamento Sistemático da Literatura	23
3.1.1	Critérios de Exclusão	24
3.1.2	Critérios de Inclusão	24
3.2	Análise dos trabalhos selecionados	24
4	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	26
4.1	Recursos	26
5	CRONOGRAMA	27
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	28
	REFERÊNCIAS	29

1 INTRODUÇÃO

A saúde humana sempre foi uma área pilar de toda a sociedade e vem se tornando ainda mais vital para sustentar as demais. Considerando os problemas e situações advindos da pandemia de COVID-19, é necessário pensar em formas de automatizar e auxiliar os profissionais de saúde em suas tarefas, para conseguirem focar em problemas mais graves e urgentes. Também com o avanço da tecnologia e dos meios de comunicação, a automação vem se fazendo presente na vida de todos e cada vez mais se torna indispensável nas mais diversas áreas. Para a área da saúde isso não difere, é preciso pensar em formas de, além de automatizar, também facilitar processos cotidianos para assim garantir um foco maior nos problemas mais críticos.

Também como efeito da pandemia, a demanda por exames laboratoriais vem crescendo, e conforme isso acontece, se necessita cada vez mais de profissionais da saúde especializados em atender, analisar e produzir laudos desses exames. Porém, nem sempre existe uma equipe suficiente para isso, e então acontece sobrecarga de funções para dar conta dessa demanda.

Esse trabalho tem como principal objetivo buscar maneiras de facilitar e atender a produção de laudos de exames laboratoriais, com um foco em exames de sangue e na produção de hemogramas. De forma que os profissionais da saúde possam utilizar uma ferramenta para auxiliar nesse procedimento. Atualmente, os hemogramas são realizados por máquinas especializadas nessa tarefa, portanto, demandam um alto custo financeiro e de manutenção para isso. Esse processo poderia ser facilitado com o uso de algoritmos de *Deep Learning* para a automatização, como forma alternativa ao maquinário especializado.

Os algoritmos de *Deep Learning* (DL) vêm sendo utilizados nas mais diversas áreas, como na medicina (KRITTANAWONG et al., 2019), na economia (AKANBI et al., 2020), nas áreas da educação (OFFIR; LEV; BEZALEL, 2008), no comércio eletrônico (HA; PYO; KIM, 2016) e até em jogos virtuais (GREENGARD, 2017). Portanto, DL vem se tornando cada vez mais uma alternativa à métodos tradicionais de realizar tarefas e automatizar processos. Podem ser encontrados alguns trabalhos também na área da saúde, que utilizam técnicas de *Deep Learning* como forma de auxiliar os profissionais em suas tomadas de decisão (Ravi et al., 2017) (ZHAO et al., 2019).

As técnicas de *Deep Learning* buscam atingir resultados a partir de um grande conjunto de dados. Esses dados devem ser devidamente coletados e adaptados, ou seja, pré-processados adequadamente para a máxima eficiência, dessa forma, um modelo poderá passar por diversas fases de treino, completando o seu treinamento. Com o modelo treinado, pode-se realizar testes com outros dados para obtenção de resultados, que serão pós-processados para uma melhor visualização e apresentados ao profissional da saúde. Este processo pode ser chamado de *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), que se refere à extração de conhecimento a partir dos dados (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIO; SMYTH, 1996) (FAYYAD; STOLORZ, 1997).

Nesse trabalho, busca-se analisar dados de exames de sangue através de imagens de placas de Petri, que são recipientes cilíndricos utilizados pelos profissionais para cultura de microrganismos e análise de materiais (WEI et al., 2021), de forma a elaborar hemogramas e laudos a partir dessas informações. Para isso serão utilizados *datasets* de imagens, que são grandes conjuntos de dados, a fim de detectar diferentes tipos de células do sangue e chegar em resultados assertivos e úteis para auxiliar também os profissionais da saúde.

1.1 Problema de Pesquisa

Pensando nas formas e aplicações dos algoritmos de *Deep Learning*, presentes nas mais diversas áreas, como um modelo computacional pode ser utilizado para a interpretação de imagens de amostras de sangue em placas de Petri a fim de auxiliar profissionais de laboratório e da saúde na elaboração de laudos científicos e também na sua tomada de decisão?

1.2 Hipótese de Pesquisa

A hipótese para o problema apresentado é que modelos computacionais podem ser treinados para a interpretação de imagens de amostras de sangue em placas de Petri com grande eficiência em prover informações úteis na elaboração automatizada de laudos científicos para profissionais de laboratório e da saúde.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Como objetivo geral deste trabalho, deve-se buscar formas de treinamento de um modelo computacional para interpretação de imagens voltado a prover informações úteis sobre hemogramas, possibilitando a geração de laudos científicos automaticamente de forma a auxiliar os profissionais de laboratório e da saúde.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Realizar mapeamento sistemático sobre o tema, a fim de identificar as técnicas/algoritmos de *Deep Learning* mais adequados para o reconhecimento de imagens de exames;
- Buscar dados de imagens de amostras de sangue em bases de dados disponíveis e para esta finalidade;
- Realizar o pré-processamento dos dados a fim de padronizar e preparar todo o conjunto para o treinamento do modelo computacional;
- Desenvolver e treinar modelos computacionais de *Deep Learning* a fim de encontrar informações suficientes na análise de amostras de sangue em placas de Petri;
- Desenvolver um protótipo a partir do modelo computacional pronto e treinado;

1.4 Justificativa

Este estudo busca demonstrar uma forma alternativa de análise das amostras de sangue e na elaboração de laudos, portanto seu principal foco é auxiliar os profissionais da saúde. A contribuição desse estudo poderá ajudar profissionais da saúde a serem mais rápidos em suas decisões sem perder a assertividade, de forma a aumentar a eficiência da análise de exames laboratoriais. Principalmente em momentos de crise, onde a área da saúde é bastante afetada, é necessário ter formas alternativas e associativas em tarefas cotidianas e de extrema importância para a continuidade dos trabalhos. Com esse trabalho, estudiosos da área da computação e também da saúde, poderão ter uma visão muito interessante e associativa de ideias, de forma a auxiliar em novas pesquisas e aplicações.

Outra questão bastante relevante, é em relação aos custos associados, devido ao fato de que o maquinário utilizado hoje para a análise desses exames demanda um custo altíssimo para a sua compra

e manutenção. Esse trabalho também possibilitará a análise laboratorial sem a necessidade de compra dessas máquinas caríssimas, de forma a diminuir custos e gastos nesse aspecto.

Embora já existam estudos utilizando *Deep Learning* e também estudos utilizando esses conceitos na área da saúde, esse trabalho tem como principal diferencial trazer a ideia de associar a análise dos modelos de *Deep Learning* com a elaboração de laudos e hemogramas de uma forma automatizada. Logo, se faz necessária a investigação dos conceitos desse trabalho para essa e futuras pesquisas. Este estudo demonstra viabilidade técnica, onde toda a pesquisa e aplicação das definições desse material podem ocorrer durante todo o projeto de trabalho de conclusão de curso. Os livros, artigos e materiais teóricos podem ser providenciados pela instituição e estão disponíveis para o uso.

1.5 Organização do texto

O restante desse trabalho está organizado da seguinte maneira: No [Capítulo 2](#) são apresentados os principais conceitos relacionados a *Deep Learning*, bem como as técnicas estudadas. No [Capítulo 3](#) são apresentados os resultados do mapeamento sistemático da literatura. No [Capítulo 4](#) são discutidos os procedimentos metodológicos e no [Capítulo 5](#) é apresentado o cronograma para desenvolvimento deste projeto. Por fim, no [Capítulo 6](#) são apresentadas as considerações finais acerca deste trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão abordados os principais conceitos de *Deep Learning*, assim como as técnicas e algoritmos aplicados para auxiliar os profissionais de laboratório a realizarem exames de sangue de uma forma automatizada e eficiente. Além disso, será detalhado sobre os hemogramas e diferentes dados coletados através de uma análise de sangue.

2.1 Exames Laboratoriais de Sangue

Os exames laboratoriais de sangue, principalmente se tratando de hemogramas, são um tipo de exame simples, porém de extrema importância para a saúde humana. Através desses exames pode-se descobrir diversas informações sobre o organismo da pessoa em questão, inclusive detectar doenças e problemas antecipadamente, por exemplo, para diagnosticar anemia, deficiências nutricionais, parasitas no sangue, doenças virais e autoimunes. Também é possível identificar infecções, doenças como leucemia, diagnosticar efeitos de medicamentos e também o efeito de vários tipos de estresses sobre o corpo (LOKWANI, 2013; LONGO, 2013).

Um exame poderá ser solicitado por um médico, ou a partir do interesse do próprio paciente, e realizado em um laboratório de confiança, que será responsável por realizar a coleta, encaminhar para a análise específica e retornar o resultado. Todo esse processo é custoso em tempo de espera e também financeiramente, pois o maquinário para esse tipo de atividade é muito caro para aquisição e manutenção.

2.1.1 Sangue

O sangue é um elemento do corpo humano, que circula em estado líquido através de todo o sistema circulatório do organismo, sendo de importância para o funcionamento correto das células através da entrada e saída de substâncias que podem modificar a sua composição (VIVAS, 2017).

Pode ser dividido em duas principais partes: o plasma (ou soro) e a parte celular. O plasma é a principal parte de transporte de substâncias pelo sistema, sendo este formado pela ingestão de água e alimentos. Também pode ser chamado de soro, sendo possível diferenciá-los pela presença ou não de anticoagulantes utilizados dependendo do tipo da análise buscada e da intenção da pesquisa (VIVAS, 2017).

A segunda parte do sangue, que será objeto de estudo para este trabalho, é a parte celular que contém todas as células presentes no sangue e se classificam como glóbulos vermelhos, glóbulos brancos e plaquetas. Geralmente observa-se a presença de eritrócitos, vários tipos e classes de leucócitos e as plaquetas como um todo, que serão abordados um a um posteriormente (VIVAS, 2017).

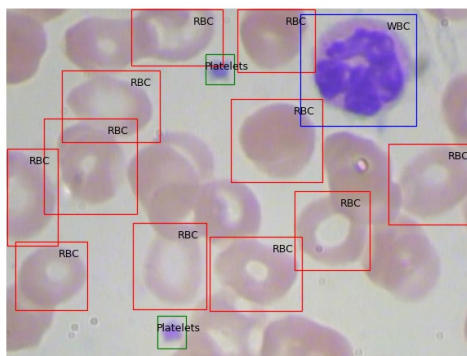
2.1.1.1 Glóbulos Vermelhos

Os glóbulos vermelhos, também conhecidos como *Red Blood Cells (RBC)*, são as hemácias presentes no sangue, também podem ser citadas em exames e registros médicos como eritrócitos. Essas células são pequenas e circulares, geralmente em formatos de discos e não possuem núcleo. Estão presentes em grande quantidade, possuindo uma vida útil de aproximadamente 120 dias até que o próprio sistema as elimine (VIVAS, 2017).

É indispensável ao falar sobre a parte vermelha do sangue, citar a hemoglobina que é uma proteína presente nas hemácias e de extrema importância para o funcionamento do sistema, pois através dela é possível realizar o transporte de oxigênio e gás carbônico pelo sistema sanguíneo, permitindo as trocas gasosas necessárias (VIVAS, 2017).

Podemos perceber a presença dos glóbulos vermelhos na imagem 1, onde estão em grande quantidade em comparação com as outras células.

Figura 1 – Glóbulos Vermelhos (RBC)



Fonte: (SHENGGAN, 2019)

A imagem 1 foi retirada de um *dataset* específico de classificação de células sanguíneas, classificando em RBC (Red Blood Cells) para glóbulos vermelhos, WBC (White Blood Cells) para glóbulos brancos e Platelets para plaquetas.

2.1.1.2 Glóbulos Brancos

Os glóbulos brancos, também conhecidos como *White Blood Cells (WBC)*, são as células brancas do sangue, sendo responsáveis pela defesa do organismo contra as principais ameaças do corpo humano presentes no sistema sanguíneo. Através da fagocitose, que é um processo de englobamento de partículas sólidas pelas células, são realizadas ações de defesa contra a invasão de fragmentos estranhos. Os glóbulos brancos são criados na medula óssea e estão presentes em todo o sangue, também em grande quantidade (VIVAS, 2017).

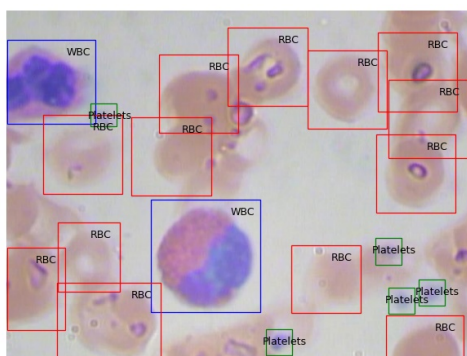
Se faz necessário a classificação dos diferentes tipos de células brancas e de suas importâncias para o sistema de defesa do organismo. É importante frisar que essa classificação se refere aos leucócitos maduros, mas também pode-se encontrar presente os leucócitos imaturos (promielócitos, mielócitos, metamielócitos) (VIVAS, 2017).

- **Neutrófilos:** células brancas mais abundantes capazes de entrar nos tecidos, onde conseguem realizar a defesa do organismo, fagocitando partículas estranhas. Essas células são conhecidas como neutrófilos segmentados, pois existe uma célula precursora, que é o bastão, ou também chamado de neutrófilos bastonetes, que possuem essa nomenclatura pois seu núcleo não está amadurecido, ou seja ainda são jovens, e geralmente são identificados quando há infecções em fase aguda.
- **Eosinófilos:** células brancas responsáveis na defesa contra parasitas, geralmente estão presentes em grande quantidade no sangue durante reações alérgicas e infestações parasitárias.
- **Basófilos:** células brancas atuantes em respostas alérgicas e na coagulação do sangue. São capazes de liberar histamina, contribuindo para respostas alérgicas ao dilatar e permeabilizar os vasos sanguíneos e também liberam heparina que é capaz de prevenir a coagulação do sangue.

- **Monócitos:** células brancas capazes de entrar no tecido conjuntivo frouxo, onde conseguem se desenvolver em grandes células com grande efeito fagocítico denominadas macrófagos, de forma a ingerir partículas estranhas ao organismo.
- **Linfócitos:** segundo tipo de célula branca mais abundante, são responsáveis e de extrema importância nas respostas imunes específicas do corpo humano, inclusive na produção de anticorpos.

Podemos perceber também na imagem 2 a presença dos glóbulos brancos entre os vermelhos, porém em menor quantidade.

Figura 2 – Glóbulos Brancos (WBC)



Fonte: (SHENGGAN, 2019)

Como visto na imagem 2, embora existam várias classificações de glóbulos brancos, no *dataset* onde a imagem foi coletada não era objetivo de estudo realizar essa análise específica de cada célula.

2.1.1.3 Plaquetas

As plaquetas, também conhecidas e citadas como *Platelets*, são os menores componentes do sangue e possuem grande responsabilidade na hemostasia, que é uma resposta fisiológica para a prevenção e interrupção de sangramentos e hemorragias, ou seja, elas atuam na manutenção dos vasos sanguíneos. As plaquetas são fragmentos do citoplasma de megacariócitos, ou seja, elas são produzidas na medula óssea como parte dessas células especializadas que irão se dividir posteriormente e gerar um grande número de plaquetas. Aproximadamente, para cada 1 megacariócito, pode-se produzir cerca de 4000 plaquetas (LOKWANI, 2013).

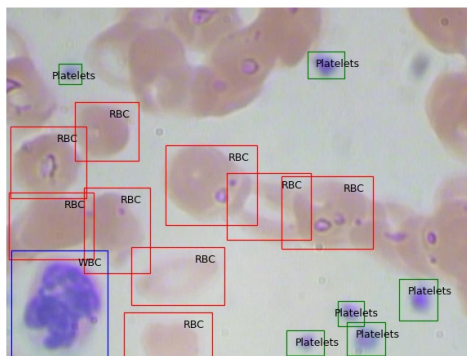
Por serem fragmentos de uma célula, as plaquetas não possuem núcleo e são muito pequenas, com cerca de 1–3 μm de diâmetro, com a coloração azul-acinzentado. A vida útil das plaquetas dura em média de 9 a 12 dias, e elas são removidas pelo baço quando estão velhas ou danificadas (LOKWANI, 2013).

Podemos perceber também através da imagem 3, a presença do último elemento visível abordado por este trabalho no *dataset* utilizado como base. Onde é possível visualizar múltiplas plaquetas agrupadas em um dos cantos da imagem, além de outras no meio dos demais elementos do sangue.

2.1.2 Hemograma

Um hemograma, também conhecido e citado como *Complete Blood Count (CBC)*, é um exame bastante comum e muito utilizado, onde se realiza uma análise de sangue que envolve a contagem das diferentes células sanguíneas. A partir dos números obtidos através dessa contagem e com a comparação

Figura 3 – Plaquetas (Platelets)



Fonte: (SHENGGAN, 2019)

desse valor com as faixas de normalidade, é possível chegar a diversas conclusões sobre a saúde do paciente e até mesmo já identificar alguma doença ou problema (VIVAS, 2017; LOKWANI, 2013).

Um hemograma é geralmente realizado em duas principais etapas, sendo a primeira relacionada ao eritrograma que se refere à análise das células vermelhas, de forma a revelar até mesmo alguns tipos essenciais de alterações patológicas do sistema eritopoético, sendo o sistema responsável pela produção do material vermelho do sangue, como aumento na produção de glóbulos vermelhos e anemias. A segunda parte está relacionada com o leucograma, que corresponde à contagem global e específica dos leucócitos, a parte branca do sangue. O quadro leucocitário resultante com o exame hematológico, possibilita ao médico tirar importantes conclusões (VIVAS, 2017; LOKWANI, 2013).

2.1.2.1 Eritrograma

O objetivo do eritrograma ao realizar a análise da parte vermelha do sangue, é analisar alguns atributos-chave. Primeiramente é realizado a contagem geral dos eritrócitos adotando uma escala de milhões/mm³. A hemoglobina também será calculada e registrada em uma escala de g/dl (NAOUM, 2007; VIVAS, 2017).

Depois dessa principal contagem são calculados alguns índices importantes, sendo o primeiro deles o cálculo do volume corpuscular médio (VCM), sendo o volume médio das hemácias, calculado pelo quociente de um determinado volume de hemácias pelo número de células contidas no mesmo. Outro importante atributo é a hemoglobina corpuscular média (HCM), que semelhante ao VCM, é o conteúdo médio da hemoglobina, calculado pelo quociente de conteúdo de hemoglobina em um determinado volume de hemácias pelo número de células contidas no mesmo volume (NAOUM, 2007; VIVAS, 2017).

Também temos outro índice que é a concentração de hemoglobina corpuscular média (CHCM), sendo a percentagem da hemoglobina em uma amostra de 100ml de hemácias. Por fim temos, a amplitude de distribuição dos glóbulos vermelhos, que em inglês significa *Red Cell Distribution Width (RDW)*, que será responsável por avaliar a variação de tamanho entre as hemácias (NAOUM, 2007; VIVAS, 2017).

Podemos visualizar a forma que esses índices do eritrograma estão presentes e são abordados em um hemograma real através da imagem 4, assim como os seus respectivos valores de referência.

2.1.2.2 Leucograma

O objetivo do leucograma ao realizar a análise da parte branca do sangue, assim como no eritrograma, é analisar alguns atributos-chave, porém diferente do processo anterior, essa etapa terá um

Figura 4 – Exemplo de Eritrograma e seus Atributos

Eritrograma		Valores de referência		
Eritrócitos.....	5,88	4,50 a	5,90	milhões/mm ³
Hemoglobina.....	16,6	13,5 a	17,5	g/dl
Volume Globular.....	49,4	41,0 a	53,0	%
VCM.....	84,0	80,0 a	100,0	fl
HCM.....	28,2	26,0 a	34,0	pg
CHCM.....	33,6	31,0 a	36,0	g/dl
RDW.....	13,7	11,5 a	15,0	%

Fonte: Elaborada pelo autor.

foco muito maior na classificação e contagem de diferentes células brancas.

Primeiramente é feita uma contagem geral de leucócitos em mm³. Depois é realizada a contagem de forma a classificar cada tipo de leucócito presente, com neutrófilos, eosinófilos, basófilos, linfócitos, monócitos e também os granulócitos imaturos (promielócitos, mielócitos, metamielócitos). Por fim, também é calculado o número presente de plaquetas no sangue em mm³ (NAOUM, 2007; VIVAS, 2017).

Podemos visualizar a maneira que os índices e classificações são abordados em um hemograma real através da imagem 5, assim como os seus respectivos valores de referência.

Figura 5 – Exemplo de Leucograma e seus Atributos

Leucograma		Valores de referência		
Leucócitos.....	7.520	/mm ³	3.500 a 10.000	/mm ³
Neutrófilos Bastonetes..	3 %	226 /mm ³	ate 840	/mm ³
Neutrófilos Segmentados..	43 %	3.234 /mm ³	1.700 a 8.000	/mm ³
Eosinófilos.....	8 %	602 /mm ³	50 a 500	/mm ³
Basófilos.....	1 %	75 /mm ³	até 100	/mm ³
Linfócitos.....	35 %	2.632 /mm ³	900 a 2.900	/mm ³
Linfócitos Atípicos.....	0 %	0 /mm ³		
Monócitos.....	10 %	752 /mm ³	300 a 900	/mm ³
Blastos.....	0 %	0 /mm ³		
Promielócitos.....	0 %	0 /mm ³		
Mielócitos.....	0 %	0 /mm ³		
Metamielócitos.....	0 %	0 /mm ³		
PLAQUETAS.....	282.000	/mm ³	150.000 a 450.000	/mm ³

Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2 Inteligência Artificial: Machine Learning e Deep Learning

A abordagem de *Deep Learning* que é objeto de estudo desse trabalho é uma das subáreas de *Machine Learning* que por sua vez é subárea de Inteligência Artificial, portanto antes de abordar cada um desses conceitos, quais suas diferenças e aplicações, se faz necessário comentar sobre a Inteligência Artificial.

A Inteligência Artificial é uma abordagem para a resolução de problemas de diversas naturezas através de uma forma automatizada, ou seja, é uma maneira de se resolver problemas sem a necessidade de um humano ou usuário específico para esse trabalho. Essa área está muito em alta atualmente, buscando cada vez novas maneiras de automatizar a vida humana. Podemos encontrar essa abordagem em diversos segmentos da indústria e atualmente também vem crescendo o uso nas residências para os mais diversos usos (LIMA CARLOS A. M. PINHEIRO, 2014).

O intuito dessa área é buscar formas de ensinar máquinas e computadores a serem capazes de ter uma inteligência cada vez mais semelhante aos seres humanos, isso ocorre geralmente através do

reconhecimento de padrões por esses dispositivos, onde eles serão ensinados a analisar dados e interpretá-los, muito semelhante ao que acontece para o aprendizado de seres humanos. Porém, diferente de nós, as máquinas geralmente precisam de um volume massivo de dados para que sejam capazes de aprender algo básico (FACELI et al., 2021).

2.2.1 Machine Learning

A resolução de problemas através de ferramentas da computação é bastante comum e para isso se faz uso de algoritmos programados para essa finalidade específica, porém não é em todos os problemas que podemos aplicar essa abordagem tradicional, porque nem sempre se sabe um caminho único de etapas a serem seguidas para chegar a uma resolução. No caso, quando se sabe a entrada de dados e o resultado onde queremos chegar, mas não os meios para se chegar nesse resultado, é possível utilizar um modelo de *Machine Learning* para realizar a predição. Podemos pensar que na abordagem de algoritmos tradicionais de programação possuímos os parâmetros necessários e conhecemos o método para assim chegar ao resultado, mas na aplicação de *Machine Learning*, conhecemos os parâmetros e o resultado, porém o método será aprendido e apresentado pela máquina (ETHEM, 2016).

É possível fazer uma analogia entre um modelo de *Machine Learning* com uma criança que aprenderá algo novo, onde todo modelo passará por três principais etapas, o pré-processamento dos dados, a fase de treinamento, e por fim o teste. Na fase de pré-processamento, os dados serão analisados e adaptados para um melhor entendimento do modelo, retirando informações inúteis, alterando o formato para o mais adequado, entre outras práticas (RASCHKA, 2015).

Logo após, o modelo de *Machine Learning* deverá ser treinado conforme o método desejado antes de realizar a predição de qualquer valor ou resultado, onde o responsável pelo treinamento deverá fornecer um grande volume de dados, assim como os resultados esperados por cada um deles além dos parâmetros e configurações necessárias para o treinamento. Dessa forma o modelo poderá aprender a entender e interpretar os dados corretamente, para assim ser capaz de reproduzir esse mecanismo para prever o resultado de futuros dados (RASCHKA, 2015).

Por fim, após o treinamento do modelo como um todo ocorre a fase de teste. Na fase de teste, o modelo será testado e avaliado com base em algumas técnicas para medir o seu desempenho, calculando métricas como a acurácia, a precisão e a revocação. A acurácia indicará uma performance geral, quantas classes o modelo classificou corretamente. A precisão dirá dentre as classificações que o modelo classificou como positivo, quantas estão corretas. A revocação, também citada como *recall* apontará dentre todas as classificações como positivo como valor esperado, quantas estão corretas. Além dessas métricas, também existe o F1-Score que irá realizar uma média harmônica entre precisão e recall (NICK, 2018).

Para uma melhor visualização, e para realizar o cálculo das métricas citadas anteriormente, podemos utilizar uma matriz de confusão, que irá descrever o número de acertos e erros relacionados com os verdadeiros ou falsos positivos e os verdadeiros ou falsos negativos como podemos observar na imagem 6 (NICK, 2018).

2.2.1.1 Algoritmos Tradicionais

Existem várias abordagens de *Machine Learning* e elas podem ser classificadas em várias categorias diferentes, porém sempre podemos dividir em duas principais abordagens mais utilizadas, sendo elas a regressão e a classificação. Os modelos de regressão serão responsáveis pela predição de valores reais, enquanto que os modelos de classificação serão responsáveis pela rotulação dos dados em determinadas classes. Além disso, também podemos classificar os algoritmos em supervisionados ou não supervisionados. No aprendizado supervisionado, sabemos o resultado correto, ou seja, onde o modelo deverá chegar a

Figura 6 – Matriz de Confusão

		Classe Predita	
		Positivo	Negativo
Classe Verdadeira	Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Negativo (FN)
	Negativo	Falso Positivo (FP)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: Elaborada pelo autor.

partir dos dados obtidos, porém no aprendizado não supervisionado, o modelo terá que lidar com dados não estruturados e sem um resultado claro (RASCHKA, 2015).

Quando trabalhamos com regressão de dados, podemos citar alguns exemplos de abordagens mais utilizadas.

- **Linear Regression:** método mais clássico e simples para abordar regressão, onde é traçado uma reta através dos dados e então realizado a predição com base nessa reta. Possui variações como na *Multiple Linear Regression* onde são usadas mais variáveis e também na *Polynomial Linear Regression* onde a reta se tornará uma curva, utilizando variáveis com exponenciação, tornando o resultado mais assertivo.
- **Decision Tree:** as árvores de decisão são uma técnica utilizada para prever valores através de critérios aprendidos pelo modelo. Esses critérios serão aprendidos através da divisão dos dados conhecidos em grupos semelhantes de forma a encontrar padrões em cada um dos grupos de dados.
- **Random Forest:** as florestas aleatória são uma técnica utilizada de forma a combinar o poder de processamento de várias árvores de decisão diferentes de forma a ter um trabalho mais minucioso e geralmente chegar em um resultado mais preciso.

Quando trabalhamos com classificação de dados, podemos citar alguns exemplos de algoritmos mais utilizados.

- **K-Nearest Neighbors (KNN):** o KNN é uma abordagem de um algoritmo que realizará a classificação com base na comparação de um dado com dados semelhantes a ele. É considerado uma abordagem *lazy*, ou seja, preguiçosa, pois não apresenta um modelo inteligente, apenas armazena os dados e realiza comparações.
- **Decision Tree Classifier:** assim como na regressão, as árvores de decisão são uma técnica utilizada para prever classes para dados específicos a partir de uma série de critérios aprendidos pelo modelo. Esses critérios serão aprendidos através da divisão dos dados conhecidos em grupos semelhantes de forma a encontrar padrões que nesse caso seriam as classes necessárias para a interpretação em cada um dos grupos divididos de dados.

- **Random Forest Classifier:** assim como na regressão, as florestas aleatórias são uma técnica utilizada de forma a combinar o poder de processamento de várias árvores de decisão voltadas à classificação, buscando ter um trabalho mais minucioso e geralmente chegar em um resultado mais preciso.

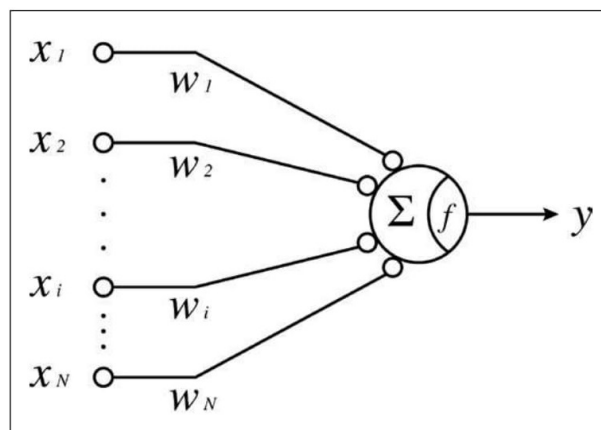
Além desses algoritmos, é importante ressaltar uma abordagem diferente da convencional que são as redes neurais, que podem ser utilizadas tanto para regressão quanto para classificação. Esse tipo de abordagem se difere dos algoritmos tradicionais e será objeto de estudo desse trabalho.

2.2.1.2 Redes Neurais

As redes neurais buscam uma abordagem bastante parecida com o cérebro humano, pois utilizam uma estrutura composta de *perceptrons*, que são uma versão computadorizada de algo parecido com um neurônio humano. O *perceptron* será capaz de receber inputs (os dados de entrada) e reproduzir uma saída esperada, porém ao se trabalhar com apenas um *perceptron*, muitas vezes não possui o processamento necessário para se chegar a uma solução, portanto é necessário utilizar um número maior de *perceptrons* conectados uns aos outros se assemelhando ainda mais ao cérebro humano. Para essa estrutura se dá o nome de rede neural artificial ou como é conhecida, *Artificial Neural Network (ANN)* (SUGOMORI et al., 2017; GIANCARLO; REZAUL, 2018).

A figura 7 apresenta toda a estrutura de um perceptron, onde o X representa a informação repassada, o W representa os pesos de cada informação, a letra Sigma o somatório, o F a função de ativação e por fim o Y representará a saída.

Figura 7 – Perceptron



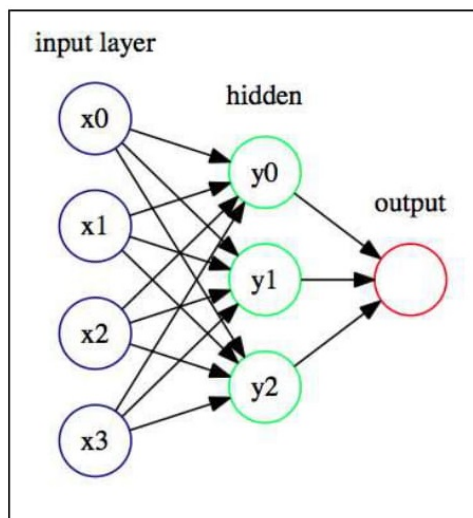
Fonte: (SUGOMORI et al., 2017)

Uma *Artificial Neural Network* é uma estrutura formada por diversos neurônios, conhecidos como *perceptrons*, organizados de forma a imitar o processamento de um cérebro humano. Sua estrutura é definida em diversas camadas, geralmente adotando uma camada de entrada, outra de saída e camadas intermediárias chamadas de ocultas que serão responsáveis pelo processamento na totalidade, onde cada uma delas pode conter um número variável de *perceptrons* (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Podemos visualizar esta estrutura na imagem 8, onde temos a camada de entrada no *input layer*. A camada escondida sendo uma ou mais no *hidden* e por fim a camada de saída no *output*.

É importante ressaltar que além das informações repassadas de um *perceptron* para o outro, existe outro fator importantíssimo para o seu funcionamento, sendo os pesos adotados. Os pesos são valores

Figura 8 – Artificial Neural Network



Fonte: (ZOCICA et al., 2017)

definidos para cada informação recebida pelo *perceptron* e podemos pensar no seu uso como um critério de prioridade entre uma informação e outra, que serão ajustados para alcançar o resultado desejado (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Dessa forma, uma ANN poderá aprender a realizar diversos tipos de tarefas, como classificação, por exemplo, através do uso de um algoritmo de *backpropagation* que significa propagação regressiva, responsável por gerir a taxa de aprendizado do modelo, seguindo alguns passos (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Primeiramente, o algoritmo inicializará a rede artificial com pesos aleatórios, entrando em modo de treino para realizar o aprendizado. Durante o treinamento, o algoritmo será capaz de realizar previsões de resultados que serão comparados com os valores corretos, para saber se está obtendo sucesso ou não. O algoritmo de *backpropagation* então irá calcular a diferença do resultado obtido com o real, e essa informação do erro será repassada para todas as camadas anteriores de forma a realizar um ajuste nos pesos e minimizar o erro (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Todo esse processo é realizado muitas vezes durante o treinamento, e só irá encerrar quando os ajustes levarem ao aumento do erro novamente, indicando que os pesos foram ajustados até o limite. Essa etapa de otimização dos pesos utilizados pela rede é muito importante de forma a ser essencial para o funcionamento da rede neural, pois através dela que é possível para o modelo aprender com os seus erros (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

2.2.2 Deep Learning

Existem alguns casos que o *Machine Learning* não é suficiente para o aprendizado a partir dos dados, pois o aprendizado acontece através de reconhecimento de padrões com base nos dados que não podem ser utilizados de qualquer forma, devem ser preparados e adaptados para cada modelo, ou seja, a máquina não será capaz de aprender por conta própria, pois precisará sempre de intervenção humana para o processamento dos dados. Logo se necessita de uma abordagem muito mais parecida com a forma de pensar dos seres humanos, como o *Deep Learning* (ZOCICA et al., 2017; GIANCARLO; REZAUL, 2018).

O *Deep Learning* busca formas de levar o conceito das redes neurais abordado na seção 2.2.1.2

ainda mais longe. Primeiramente, se trabalhando com as *Deep Neural Networks (DNNs)*, ou Redes Neurais Profundas, que são uma arquitetura de rede neural extremamente orientada ao *Deep Learning*, ou seja, embora possuam uma arquitetura semelhante às redes neurais tradicionais, são muito mais complexas em seus modelos, com um número maior de neurônios, camadas ocultas e conexões entre neurônios. Além do fato de utilizarem os princípios de aprendizagem do *Machine Learning* tradicional, como o aprendizado supervisionado, como visto anteriormente (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Com as possibilidades que as redes neurais profundas trouxeram, surgiram algumas variantes interessantes e focadas em um nicho específico, buscando se assemelhar ainda mais a natureza humana para realizar tarefas e criar inteligência. Algumas dessas variantes se aplicam a processamento de linguagem falada, como é o caso das RNNs abordadas na seção 2.2.2.1, ou também abordam o reconhecimento e interpretação de imagens como é o caso das CNNs abordadas na seção 2.2.2.2 e é assunto de interesse para a continuidade deste trabalho.

2.2.2.1 Recurrent Neural Networks (RNNs)

As Recurrent Neural Networks, ou Redes Neurais Recorrentes, são uma arquitetura de rede neural desenvolvida para a interpretação de dados temporais em sequência, ou seja, pode realizar previsões de variáveis em relação ao tempo. Sua estrutura é desenvolvida para permitir conexões de feedback das informações repassadas, ou seja, possui loops que permite que as informações persistam, como se a rede fosse executada várias vezes. As RNNs são desenvolvidos para utilizar informações que possuem uma sequência fixa, como é o caso de informações que são atualizadas em decorrência do tempo (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

2.2.2.2 Convolutional Neural Networks (CNNs)

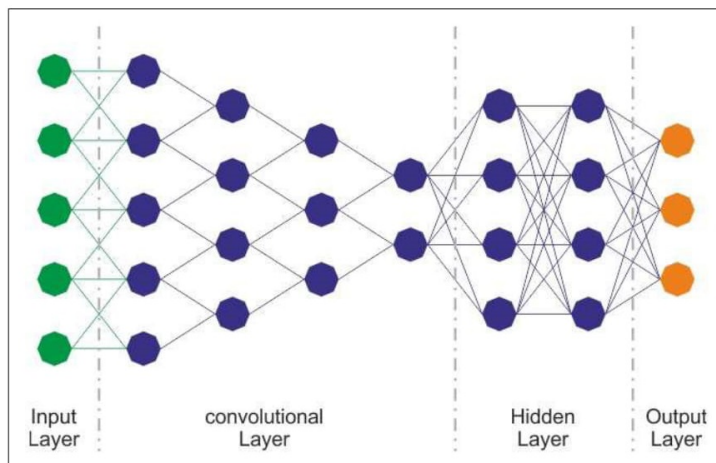
As Convolutional Neural Networks, ou Redes Neurais Convolucionais, são uma arquitetura de rede neural desenvolvida especificamente para o reconhecimento de imagens, com a capacidade de interpretar imagens dividindo-as em partes importantes. Essa rede trabalha inicialmente com 3 informações base, interpretando imagens como matrizes de 3 dimensões, sendo a altura, a largura e a cor (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

As DNNs tradicionais funcionam bem para imagens pequenas, porém com um grande volume de dados, que nesse caso será cada pixel da imagem, o modelo teria muita dificuldade para aprender, logo nasceu a necessidade das CNNs. Para resolver esse problema, as CNNs foram desenvolvidas para usar camadas parcialmente conectadas e com grande reutilização dos pesos, dessa forma terá muito menos parâmetros a interpretar e passar adiante e consequentemente será mais rápido para treinar, terá menos risco de sobre-ajuste e requer muito menos dados de treinamento (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Essa eficiência se deve também ao fato de que uma CNN quando aprender a interpretar algum recurso ou elemento específico na imagem, ela será capaz de identificar aquele elemento em qualquer lugar da imagem, diferentemente das DNNs que só aprenderia a reconhecer um recurso em um local fixo. Isso mostra a capacidade das CNNs de serem mais generalistas em comparação com as DNNs (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

Esse recurso pode ser observado dentro da camada convolucional. Como podemos observar na imagem 9, a diferença de uma CNN para uma rede neural tradicional. Na CNN podemos perceber a presença de uma camada adicional além das normais, que é a *convolutional layer* que representa a camada convolucional.

Figura 9 – Convolutional Neural Network



Fonte: (GIANCARLO; REZAUL, 2018)

2.2.2.3 Bibliotecas e Recursos

Para se trabalhar com *Deep Learning* e suas principais arquiteturas e recursos, existem algumas bibliotecas disponíveis no mercado gratuitamente para esse facilitar e orientar esse trabalho. Dessa forma, pode-se encontrar o Tensorflow e o Keras, sendo duas bibliotecas desenvolvidas em Python e C++, com a possibilidade de se trabalhar em conjunto e muito utilizadas pela comunidade de *Deep Learning*, em geral (GIANCARLO; REZAUL, 2018).

O Tensorflow é uma plataforma completa de código aberto para *Machine Learning* para uma grande variedade de tarefas com um foco nas redes neurais, porém suas funcionalidades também se estendem até o *Deep Learning*. As APIs disponibilizadas do Tensorflow utilizam como base o próprio Keras para definir e treinar as redes neurais. Desenvolvido pelo Google desde 2011, em 2018 a equipe decidiu integrar o Keras na biblioteca principal do Tensorflow (TENSORFLOW, 2021).

O Keras foi desenvolvido para permitir uma experimentação e prototipação rápida, com um principal foco nas redes neurais profundas. Promete se fácil de utilizar, modular e ainda ser extensível. Possui vários recursos próprios, como a utilização de camadas, funções de perda, funções de ativação, entre outros. Além do foco em redes neurais profundas, possui módulos voltados a redes neurais convolucionais e recorrentes (KERAS, 2021).

O conjunto dessas duas bibliotecas para o trabalho com *Machine Learning* e *Deep Learning*, torna-se uma ferramenta extramente útil para este fim, possibilitando trabalhar com vários tipos de dados, como número, texto, áudio e também imagens.

Através da documentação do Tensorflow, é possível encontrar informações para desenvolver uma rede neural convolucional, por exemplo, onde existe toda a parte teórica e também a demonstração de um exemplo prático voltado a esse fim. Também é possível através dessa biblioteca e da sua documentação estar realizando a classificação de imagens com base em um *dataset* de imagens (TENSORFLOW, 2021).

3 ESTADO DA ARTE DA ÁREA PESQUISADA

O processo de pesquisa e seleção dos trabalhos relacionados, foi realizado com base em um mapeamento sistemático sobre as pesquisas com propostas para agilizar a identificação e interpretação de análises de sangue. Esta revisão resultou na identificação e seleção dos principais trabalhos de pesquisa no tema deste Projeto de Trabalho de Conclusão de Curso. Outro objetivo deste mapeamento sistemático foi verificar os métodos utilizados para a aplicação de *Deep Learning* em imagens de sangue em placas de petri de maneira que possam ser aplicados neste projeto de forma satisfatória.

3.1 Mapeamento Sistemático da Literatura

O mapeamento sistemático da literatura é realizado com base na busca e levantamento de artigos, para isso se utiliza uma string de busca para as principais bibliotecas e repositórios de artigos. Esses artigos serão analisados e selecionados conforme a sua área de pesquisa e a sua temática, para inclusão nesse estudo. Para isso, se é utilizado uma ferramenta para automatização dessa tarefa, que é o Parsifal¹, de modo a definir a string de busca, salvar os artigos necessários e realizar a seleção.

As questões de pesquisas levantadas para isso foram, “Como os algoritmos de *Deep Learning* podem ser utilizados para a interpretação de exames?” e “Como realizar o tratamento de imagens para reconhecimento por modelos de *Deep Learning*?”. A partir dessas questões se foram extraídas palavras e termos para o direcionamento da pesquisa. Podemos visualizar estas palavras com seus sinônimos na Tabela 1.

Tabela 1 – Palavras-Chave e Sinônimos

Palavra-Chave	Sinônimos
Blood Analysis	Blood Sample
Classification	Interpretation, Recognition
Deep Learning	Artificial Intelligence, Computer Vision, Machine Learning

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Tabela 2, é listado as bases de dados onde os artigos foram coletados, a quantidade de cada um deles e a string de busca utilizada na seleção. A mesma string de busca foi utilizado nas três bases de dados, e os artigos encontrados foram dos últimos 5 anos.

Tabela 2 – Bases de Dados e Número de Artigos Selecionados

Base de Dados	Artigos	String de Busca
ACM Digital Library	37	(“classification” OR “interpretation” OR “recognition”) AND (“deep learning” OR “artificial intelligence” OR “computer vision” OR “machine learning”) AND (“blood analysis” OR “blood sample”)
IEEE Digital Library	13	
Scopus	114	

Fonte: Elaborada pelo autor.

¹ <https://parsif.al/>

3.1.1 Critérios de Exclusão

Os artigos coletados na pesquisa através da string de busca, passaram por critérios de exclusão por não se adequarem a esta pesquisa, esses critérios podem ser observados na Tabela 3.

Tabela 3 – Critérios de Exclusão

Critério de Exclusão	Nº de Artigos Recusados
O estudo não faz parte da área de pesquisa	101
O estudo apresenta resultados fora da computação	29
O estudo não é um estudo primário	6
O estudo é duplicado	16

Fonte: Elaborada pelo autor.

A seleção iniciou com 164 artigos no total das três bases de dados buscadas. Com a aplicação dos critérios de exclusão, observa-se um resultante de apenas 14 artigos. Isso ocorreu, pois, 101 artigos foram eliminados no critério “O estudo não faz parte da área de pesquisa”, que significa que esses artigos tinham alguma relação, porém eram voltados a outras áreas. Outros 29 artigos foram eliminados no critério “O estudo apresenta resultados fora da computação”, que significa serem da área de pesquisa, porém com resultados e métodos sem conexão com a computação. Foram também encontrados 6 artigos, que entraram no critério “O estudo não é um estudo primário”, o que indica que o artigo pode ser uma revisão sistemática da literatura ou semelhante. Por fim, foram eliminados outros 16 artigos por serem duplicados.

3.1.2 Critérios de Inclusão

Os seguintes critérios de inclusão foram definidos:

- Nova tecnologia para análise de sangue;
- Processo, método ou técnica para contagem de células sanguíneas;
- Sistema para elaboração de hemogramas utilizando Deep Learning;

Na tabela 4, podemos encontrar todos os 14 artigos selecionados com base nos critérios de inclusão, todos eles se enquadram em pelo menos um deles.

Todos os artigos selecionados estão relacionados à recursos para auxiliar na interpretação de exames de sangue utilizando conceitos de *Deep Learning* e *Machine Learning*.

3.2 Análise dos trabalhos selecionados

Por fim, com os artigos selecionados e classificados, é necessário realizar a extração dos dados desses trabalhos, sendo essa a última etapa desse mapeamento sistemático da literatura. É possível perceber que os algoritmos e abordagens mais utilizados são técnicas de *Deep Learning*, como, por exemplo, o uso de *Convolutional Neural Network (CNN)* (A1, A2, A3, A4, A5, A6, A8, A9, A10, A11) e de *Recurrent Neural Network (RNN)* (A6, A11), sendo abordagens de redes neurais para a classificação das células sanguíneas.

Outros trabalhos utilizam de algoritmos de *Machine Learning* tradicionais para a classificação, como, por exemplo, ocorre com o uso de *Random Forest* ou *Decision Trees* (A2, A4, A7), sendo estruturas de árvores de decisão. Também se encontra estudos recorrendo a *Support Vector Machine (SVM)* (A7) que

Tabela 4 – Artigos Seleccionados

ID	Título do Artigo	
A1	Analyzing microscopic images of peripheral blood smear using deep learning	Mundhra, D. and Cheluvaraju, B. and Rampure, J. and Rai Dastidar, T.
A2	Automatic detection and classification of leukocytes using convolutional neural networks	Zhao, J. and Zhang, M. and Zhou, Z. and Chu, J. and Cao, F.
A3	Automatic white blood cell classification using pre-trained deep learning models: ResNet and Inception	Habibzadeh, M. and Jannesari, M. and Rezaei, Z. and Baharvand, H. and Totonchi, M.
A4	Classification of Human White Blood Cells Using Machine Learning for Stain-Free Imaging Flow Cytometry	Lippeveld, M. and Knill, C. and Ladlow, E. and Fuller, A. and Michaelis, L.J. and Saeys, Y. and Filby, A. and Peralta, D.
A5	Blood cell classification using the hough transform and convolutional neural networks	Molina-Cabello, M.A. and López-Rubio, E. and Luque-Baena, R.M. and Rodríguez-Espinosa, M.J. and Thurnhofer-Hemsi, K.
A6	White Blood Cells Image Classification Using Deep Learning with Canonical Correlation Analysis	Patil, A.M. and Patil, M.D. and Birajdar, G.K.
A7	Image processing and machine learning in the morphological analysis of blood cells	Rodellar, J. and Alférez, S. and Acevedo, A. and Molina, A. and Merino, A.
A8	Improving blood cells classification in peripheral blood smears using enhanced incremental training	Al-qudah, R. and Suen, C.Y.
A9	Corruption-Robust Enhancement of Deep Neural Networks for Classification of Peripheral Blood Smear Images	Zhang, S. and Ni, Q. and Li, B. and Jiang, S. and Cai, W. and Chen, H. and Luo, L.
A10	Convolutional neural network and decision support in medical imaging: Case study of the recognition of blood cell subtypes	Diouf, D. and Seck, D. and Diop, M. and Ba, A.
A11	Combining Convolutional Neural Network With Recursive Neural Network for Blood Cell Image Classification	Liang, G. and Hong, H. and Xie, W. and Zheng, L.
A12	Blood diseases detection using classical machine learning algorithms	Alsheref, F.K. and Gomaa, W.H.

Fonte: Elaborada pelo autor.

utilizam vetores de suporte e por fim *K-Means* e *K-Nearest Neighbors (KNN)* (A12), que faz a classificação considerando os vizinhos mais próximos.

4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O projeto iniciou com uma pesquisa exploratória da bibliografia para delimitar o escopo e compreender melhor os aspectos que estão sendo aplicados para o domínio de problema abordado por este trabalho. Essa pesquisa exploratória permitiu elaborar um mapeamento sistemático da literatura e também desenvolver uma fundamentação teórica a partir disso.

Em sequência, o que será buscado por este trabalho é a coleta dos datasets selecionados para a pesquisa, assim como realizar os devidos tratamentos e análise aprofundada desse material, de forma a preparar uma base de dados sólida e confiável para o prosseguimento dos trabalhos. Esses datasets estão disponíveis na internet de forma aberta e gratuita.

Com o dataset devidamente ajustado, pode-se iniciar a preparação do modelo de *Deep Learning*. De forma, a definir as camadas que o modelo deverá ter, com base nas imagens contidas no dataset. Com o modelo desenvolvido, iniciará a fase de treinamento e depois de teste do modelo em si, onde o dataset será dividido em treino e teste, geralmente adotando uma proporção de 70% de dados para o treino e 30% de dados para o teste.

Os modelos de *Deep Learning* após esse processo podem ser avaliados em relação ao seu desempenho, verificando métricas importantes do aprendizado como acurácia, revocação e precisão. Além dessa análise, se pode também preparar uma matriz de confusão para uma melhor visualização do desempenho do modelo. Dependendo do resultado recebido, o modelo poderá passar por modificações e melhorias para um resultado mais assertivo e consequentemente mais confiável.

Por fim, ao atingir o objetivo desejado, os dados dos resultados e da performance do modelo serão registrados e descritos no trabalho de conclusão de curso final. Além disso, será feita uma comparação dessa solução com as demais encontradas por outros modelos documentados na literatura.

4.1 Recursos

Os recursos que serão utilizados para o desenvolvimento deste projeto serão um computador próprio, todos os recursos disponibilizados pelo IFSC, como a sua biblioteca física e virtual, também serão consultados os artigos encontrados nos repositórios online disponíveis. Além disso, serão consultados datasets e conjuntos de dados disponíveis de forma online para este fim. A impressão do trabalho será terceirizada.

5 CRONOGRAMA

A Tabela 5 apresenta o cronograma de atividades propostas para o desenvolvimento deste projeto de trabalho de conclusão de curso, de forma a viabilizar a produção automática de hemogramas utilizando modelos de *Deep Learning*.

Tabela 5 – Cronograma das atividades previstas.

Etapa	Meses										
	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Mapeamento Sistemático da Literatura	X	X									
Fundamentação Teórica			X	X							
Escrita do Projeto de TCC e Defesa				X	X	X					
Análise e Tratamento dos Dados						X					
Treinamento dos Modelos de Deep Learning						X	X	X			
Análise dos Resultados dos Modelos							X	X			
Verificação de Aceitação dos Resultados								X	X		
Comparação dos Resultados com a Literatura								X	X		
Escrita do TCC										X	X
Defesa do TCC											X

Fonte: Elaborada pelo autor.

As atividades propostas neste cronograma podem sofrer leves alterações no decorrer do seu desenvolvimento conforme a necessidade.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O projeto iniciou através de um mapeamento sistemático da literatura com base na área de *Deep Learning* relacionado com abordagens voltadas ao ramo da saúde. Através dessa análise foi possível perceber e conhecer sobre os principais algoritmos utilizados para este fim, logo se reconheceu diversas abordagens úteis e necessárias para a realização dos objetivos.

Todo o conhecimento adquirido e devidamente documentado será aplicado em um trabalho subsequente para o desenvolvimento dos modelos de aprendizado de *Deep Learning*. A partir dessa pesquisa inicial, foram selecionadas abordagens e datasets interessantes para o uso, voltados a métodos para classificar as células sanguíneas, e também posteriormente para elaborar os devidos resultados de um hemograma.

REFERÊNCIAS

- AKANBI, L. A. et al. Deep learning model for demolition waste prediction in a circular economy. *Journal of Cleaner Production*, v. 274, p. 122843, 2020. ISSN 0959-6526. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652620328882>>. Citado na página 9.
- ETHEM, A. *Machine Learning : The New AI*. The MIT Press, 2016. (MIT Press Essential Knowledge Series). ISBN 9780262529518. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1369420&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado na página 17.
- FACELI, K. et al. *Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda, 2021. Citado na página 17.
- FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIO, G.; SMYTH, P. The kdd process for extracting useful knowledge from volumes of data. *Commun. ACM*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 39, n. 11, p. 27–34, nov. 1996. ISSN 0001-0782. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/240455.240464>>. Citado na página 9.
- FAYYAD, U.; STOLORZ, P. Data mining and kdd: Promise and challenges. *Future Generation Computer Systems*, v. 13, n. 2, p. 99–115, 1997. ISSN 0167-739X. Data Mining. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167739X97000150>>. Citado na página 9.
- GIANCARLO, Z.; REZAUL, K. M. *Deep Learning with TensorFlow : Explore Neural Networks and Build Intelligent Systems with Python, 2nd Edition*. Packt Publishing, 2018. v. 2nd ed. ISBN 9781788831109. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1789473&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado 4 vezes nas páginas 19, 20, 21 e 22.
- GREENGARD, S. Gaming machine learning. *Commun. ACM*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 60, n. 12, p. 14–16, nov. 2017. ISSN 0001-0782. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/3148817>>. Citado na página 9.
- HA, J.-W.; PYO, H.; KIM, J. Large-scale item categorization in e-commerce using multiple recurrent neural networks. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016. (KDD '16), p. 107–115. ISBN 9781450342322. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/2939672.2939678>>. Citado na página 9.
- KERAS. 2021. <<https://keras.io/>>. Accessed: 2021-06-04. Citado na página 22.
- KRITTANAWONG, C. et al. Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *European Heart Journal*, v. 40, n. 25, p. 2058–2073, 02 2019. ISSN 0195-668X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz056>>. Citado na página 9.
- LIMA CARLOS A. M. PINHEIRO, F. A. O. S. I. *Inteligência Artificial*. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda, 2014. Citado na página 16.
- LOKWANI, D. *The ABC of CBC: Interpretation of complete blood count and histograms*. [S.l.]: Jaypee, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 12, 14 e 15.
- LONGO, D. L. *Atlas de Hematologia e Análise de Esfregaços do Sangue Periférico*. [S.l.: s.n.], 2013. Citado na página 12.
- NAOUM, F. A. N. P. C. Interpretação laboratorial do hemograma. 2007. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- NICK, M. *TensorFlow Machine Learning Cookbook : Over 60 Recipes to Build Intelligent Machine Learning Systems with the Power of Python, 2nd Edition*. Packt Publishing, 2018. Second edition. ISBN 9781789131680. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1883903&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado na página 17.

- OFFIR, B.; LEV, Y.; BEZALEL, R. Surface and deep learning processes in distance education: Synchronous versus asynchronous systems. *Computers and Education*, v. 51, n. 3, p. 1172–1183, 2008. ISSN 0360-1315. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360131507001406>>. Citado na página 9.
- RASCHKA, S. *Python Machine Learning*. Packt Publishing, 2015. (Community Experience Distilled). ISBN 9781783555130. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1071004&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- Ravi, D. et al. Deep learning for health informatics. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, v. 21, n. 1, p. 4–21, 2017. Citado na página 9.
- SHENGGAN. *BCCD Dataset*. 2019. Citado 3 vezes nas páginas 13, 14 e 15.
- SUGOMORI, Y. et al. *Deep Learning: Practical Neural Networks with Java*. Packt Publishing, 2017. ISBN 9781788470315. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1532297&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado na página 19.
- TENSORFLOW. 2021. <<https://www.tensorflow.org/>>. Accessed: 2021-06-04. Citado na página 22.
- VIVAS, W. L. P. *Manual Prático de Hematologia*. [S.l.: s.n.], 2017. Citado 4 vezes nas páginas 12, 13, 15 e 16.
- WEI, J. et al. *A Petri Dish for Histopathology Image Analysis*. 2021. Citado na página 9.
- ZHAO, R. et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 115, p. 213–237, 2019. ISSN 0888-3270. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327018303108>>. Citado na página 9.
- ZOCCA, V. et al. *Python Deep Learning*. Packt Publishing, 2017. ISBN 9781786464453. Disponível em: <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1513367&lang=pt-br&site=ehost-live>>. Citado na página 20.