



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA  
CAMPUS I - CAMPINA GRANDE  
PRÓ-REITORIA DE PÓS GRADUAÇÃO E PESQUISA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS E TECNOLOGIA EM SAÚDE  
MESTRADO PROFISSIONAL EM CIÊNCIAS E TECNOLOGIA EM SAÚDE**

**LUIS FERNANDO CUNHA LOPES REIS**

**PROTOCOLO DE CLASSIFICAÇÃO COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DE  
PACIENTES COM QUADRO DE AVC AGUDO NO CONTEXTO DA EMERGÊNCIA**

**CAMPINA GRANDE - PB**

**2021**

**LUIS FERNANDO CUNHA LOPES REIS**

**PROTOCOLO DE CLASSIFICAÇÃO COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DE  
PACIENTES COM QUADRO DE AVC AGUDO NO CONTEXTO DA EMERGÊNCIA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, em cumprimento às exigências para obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia em Saúde.

**Área de concentração:** Análise de imagens médicas

**Orientador: Prof. Dr. Robson Pequeno de Sousa**

**CAMPINA GRANDE-PB**

**2021**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

R375p Reis, Luis Fernando Cunha Lopes.  
Protocolo de classificação com inteligência artificial de pacientes com quadro de AVC agudo no contexto da emergência [manuscrito] / Luis Fernando Cunha Lopes Reis. - 2021.  
46 p. : il. colorido.  
Digitado.  
Dissertação (Mestrado em Profissional em Ciência e Tecnologia em Saúde) - Universidade Estadual da Paraíba, Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa, 2022.  
"Orientação : Prof. Dr. Robson Pequeno de Sousa, Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa."  
1. Inteligência artificial. 2. Acidente Vascular Cerebral - AVC. 3. Computer Aidede Diagnosis – CAD. 4. Tecnologia em saúde. I. Título  
21. ed. CDD 600

**LUIS FERNANDO CUNHA LOPES REIS**

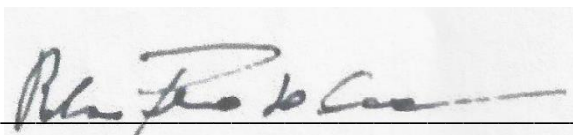
**PROTOCOLO DE CLASSIFICAÇÃO COM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DE  
PACIENTES COM QUADRO DE AVC AGUDO NO CONTEXTO DA EMERGÊNCIA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, em cumprimento às exigências para obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia em Saúde.

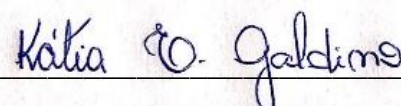
**Área de concentração:** Análise de imagens médicas

Aprovado em 20/10/2021

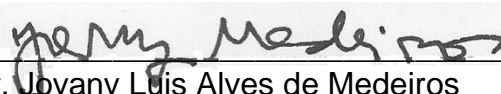
**BANCA EXAMINADORA**



Prof. Dr. Robson Pequeno de Sousa (Orientador)  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dra. Kátia Eilizabete Galdino  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Jovany Luis Alves de Medeiros  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

## RESUMO

*Contexto:* Dentre os agravos de saúde que acometem a população, o Acidente Vascular Cerebral (AVC) é um dos mais graves, pois trata-se de moléstia com significativa mortalidade e morbidade. O pronto reconhecimento e tratamento dessa doença são necessários para reduzir os impactos na saúde do indivíduo acometido. Para isso é necessária a realização de exames de imagem e a interpretação imediata por profissionais capacitados para este fim que nem sempre estão presentes nas unidades de saúde. Com o advento da tecnologia de Inteligência Artificial (IA) surgiram novas ferramentas de apoio computacional ao diagnóstico médico (*computer aided diagnosis – CAD*) que possibilitam agilidade e melhora da performance nessa tarefa.

*Objetivo:* o presente trabalho tem por objetivo apresentar e validar uma ferramenta de classificação de pacientes com quadro de Acidente Vascular Cerebral utilizando uma solução baseada em Inteligência Artificial denominada SDAC-AVC. Essa ferramenta consiste em dois classificadores: um baseado nos achados clínicos (semântico) e outro baseado nas características das imagens (Rede Neural Convolucional- RNC).

*Método:* foram avaliados 100 casos de pacientes acometidos por Acidente Vascular Cerebral, sendo 67 casos do tipo isquêmico e 33 casos do tipo hemorrágico, todos submetidos a avaliação clínica e exame de Tomografia Computadorizada de Crânio. Os exames foram avaliados pelo especialista e submetidos a classificação pela ferramenta de IA quanto ao tipo de lesão presente, se AVC isquêmico ou AVC hemorrágico, sendo então avaliadas as métricas de qualidade Sensibilidade, Especificidade, Acurácia, Valor Preditivo Positivo (VPP) e Valor Preditivo Negativo (VPN).

*Resultados:* os resultados encontrados para o classificador semântico na classificação de lesões de natureza isquêmica foram sensibilidade 0,58, especificidade 0,54, acurácia 0,57, VPP 0,12 e VPN 0,92. Para lesões de natureza hemorrágica os valores encontrados foram sensibilidade 0,54, especificidade 0,58, acurácia 0,57, VPP 0,12 e VPN 0,92. Para o classificador RNC os valores encontrados para lesões de natureza isquêmica foram sensibilidade 0,91, especificidade 0,96, acurácia 0,93, VPP 0,28 e VPN 0,99. Para lesões de natureza hemorrágica os valores encontrados foram sensibilidade 0,96, especificidade 0,91, acurácia 0,93, VPP 0,12 e VPN 0,99. Os resultados foram comparados aos de outras ferramentas já existentes e disponíveis no mercado, obtendo desempenho semelhante.

**Conclusão:** A ferramenta de IA baseada nos achados clínicos demonstrou um desempenho pouco

satisfatório na classificação dos casos de AVC, não sendo aconselhável o seu uso. Por outro lado, a ferramenta baseada em RNC para classificação dos achados dos exames de imagem nos pacientes acometidos por AVC demonstrou um desempenho bastante satisfatório, sendo sua aplicação no contexto da Emergência uma opção para auxílio diagnóstico ao médico plantonista.

**Palavras-chave:** Acidente vascular cerebral. inteligência artificial. CAD.

## ABSTRACT

*Context:* Among the health problems that affect the population, cerebrovascular accident (CVA) is one of the most serious, as it is a disease with significant mortality and morbidity. Prompt recognition and treatment of this disease are necessary to reduce the impacts on the affected individual's health. This requires imaging exams and immediate interpretation by professionals trained for this purpose, who are not always present in health units. With the advent of Artificial Intelligence (AI) technology, new computational support tools for medical diagnosis (computer aided diagnosis – CAD) emerged, enabling agility and improved performance in this task. *Objective:* This study aims to present and validate a tool for classification of patients with cerebrovascular accident conditions using a solution based on Artificial Intelligence called SDAC-AVC. This tool consists of two classifiers: one based on clinical findings (semantic) and another based on image characteristics (Convolutional Neural Network-RNC). *Method:* 100 cases of patients affected by cerebrovascular accident were evaluated, 67 cases of the ischemic type and 33 cases of the hemorrhagic type, all submitted to clinical evaluation and CT scan of the skull. The exams were evaluated by the specialist and submitted to classification by the AI tool according to the type of injury present, whether ischemic or hemorrhagic stroke, and then the quality metrics were evaluated: Sensitivity, Specificity, Accuracy, Positive Predictive Value (PPV) and Predictive Value Negative (VPN). *Results:* the results found for the semantic classifier in the classification of ischemic lesions were sensitivity 0.58, specificity 0.54, accuracy 0.57, PPV 0.12 and NPV 0.92. For lesions of a hemorrhagic nature, the values found were: sensitivity 0.54, specificity 0.58, accuracy 0.57, PPV 0.12 and NPV 0.92. For the RNC classifier, the values found for ischemic lesions were sensitivity 0.91, specificity 0.96, accuracy 0.93, PPV 0.28 and NPV 0.99. For hemorrhagic lesions, the values found were sensitivity 0.96, specificity 0.91, accuracy 0.93, PPV 0.12 and NPV 0.99. The results were compared to those of other tools already existing and available on the market, achieving similar performance. *Conclusion:* The AI tool based on clinical findings showed an unsatisfactory performance in the classification of stroke cases, and its use is not advisable. On the other hand, the NCR-based tool for classification of findings from imaging exams in patients affected by stroke showed a very satisfactory performance, and its application in the context of Emergency is an option for diagnostic aid to the on-duty physician.

**Keyword:** Stroke. artificial intelligence. CAD.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1-	Isquemia cerebral.....	14
Figura 2-	Hemorragia intracerebral.....	16
Figura 3-	Hemorragia subaracnóidea.....	17
Figura 4-	Imagem do software SADC-AVC.....	26
Figura 5-	Imagem do software SADC-AVC.....	26
Figura 6-	Tabela de Contingência.....	27
Figura 7-	Fórmula da sensibilidade.....	28
Figura 8-	Fórmula da especificidade.....	28
Figura 9-	Valor preditivo positivo.....	29
Figura 10-	Valor preditivo negativo .....	29



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Sensibilidade, especificidade, VPP e VPN das ferramentas de classificação clínica do AVC.....	23
Tabela 2 -	Características Demográficas.....	31
Tabela 3 -	Achados Clínicos.....	32
Tabela 4 -	Nível de Consciência.....	33
Tabela 5 -	Classificador Semântico.....	33
Tabela 6 -	Classificador RNC.....	34
Tabela 7 -	Métricas de Qualidade.....	34
Tabela 8 -	Resultados do Classificador Semântico.....	35
Tabela 9 -	Resultados do Classificador RNC.....	36
Tabela 10	Análise Comparativa para Detecção de Hemorragia Intracerebral	38
Tabela 11	Análise Comparativa para Detecção de Isquemia Cerebral.....	39

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVC	Acidente Vascular Cerebral
AVCI	Acidente Vascular Cerebral Isquêmico
AVCH	Acidente Vascular Cerebral Hemorrágico
CAD	Diagnóstico Assistido por Computador
CPSS	Cincinnati Prehospital Stroke Scale
DM	Diabetes Melito
HAS	Hipertensão Arterial Sistêmica
HIC	Hemorragia Intracerebral
HIV	Hemorragia Intraventricular
HED	Hemorragia Epidural
HSA	Hemorragia Subaracnóide
HSD	Hemorragia Subdural
IA	Inteligência Artificial
LAPSS	Los Angeles Prehospital Stroke Screen
mRS90	Escala de Rankin Modificada aos 90 dias
NIH	National Institute of Health
NIHSS24	National Institute of Health Stroke Scale
RM	Ressonância Magnética
RNC	Rede Neural Convolucional
Rosier	Recognition of Stroke in Emergency Room
r-TPA	Alteplase
TC	Tomografia Computadorizada

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>10</b>
<b>1.1</b>	<b>Escopo</b> .....	<b>10</b>
<b>1.2</b>	<b>Justificativa</b> .....	<b>11</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos geral e específicos</b> .....	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA</b> .....	<b>13</b>
<b>2.1</b>	<b>Conceituando acidente vascular cerebral</b> .....	<b>13</b>
<b>2.2</b>	<b>Conceituando inteligência artificial</b> .....	<b>17</b>
<b>2.3</b>	<b>Conceituando protocolos de identificação de AVC</b> .....	<b>20</b>
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>24</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>31</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>40</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>41</b>
	<b>APÊNDICE A - Achados de anamnese</b> .....	<b>46</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Escopo

O acidente vascular cerebral (AVC) está entre as três principais causas de morte em vários países do mundo, cuja prevalência estimada perfaz cerca de cinco a oito casos por mil habitantes. Trata-se, de uma patologia muito comum, sendo que o grupo populacional mais afetado são os idosos devido à alta prevalência de doenças tais como a hipertensão arterial sistêmica, cardiopatia isquêmica e arritmias. Não obstante, muitos casos encontram-se na faixa etária mais jovem, sendo raro em crianças (YEW; CHENG, 2015) .

Anualmente quinze milhões de pessoas ao redor do mundo irão sofrer um evento de AVC. Destes, cinco milhões irão a óbito e outros cinco milhões ficarão permanentemente incapacitados, necessitando de cuidados contínuos de suas famílias e comunidades (GRYSIEWICZ; THOMAS; PANDEY, 2008). No Brasil, segundo um estudo Cohort realizado em 2014, a prevalência estimada do AVC foi de 1,3% (SCHMIDT et al., 2014).

Além da sua associação com alto índice de mortalidade, o AVC representa também importante causa de incapacidade física, sendo que a maioria desses pacientes permanecerão dependentes de cuidados de terceiros por um longo período, geralmente, muitos meses. Por outro lado, os pacientes sobreviventes, apresentam determinadas sequelas ou limitações no primeiro ano após o evento, tais como: até 90% não conseguirão retornar as suas atividades laborais; até 60% apresentarão depressão; até 50% dependerão do uso de cadeiras de rodas; até 30% terão alterações de linguagem (KNOBEL, 2016).

O autor supracitado, afirma ainda que esses números evidenciam a necessidade de melhoria no diagnóstico e tratamento precoce, bem como na reabilitação do indivíduo acometido por esse agravo em saúde. Torna-se primordial o cuidado ao paciente, não apenas para a área da saúde, mas para a sociedade de maneira geral uma vez que se trata de doença com alto poder incapacitante e demora na reabilitação do indivíduo acometido por ela.

Uma vez estabelecido o diagnóstico do AVC, a terapia deve ser iniciada o quanto antes. Existem algumas terapias de escolha para o tratamento do AVC a depender da classificação deste. Em se tratando do AVCI, as terapias de reperfusão

são as mais indicadas, pois podem potencialmente restabelecer o fluxo sanguíneo à área afetada através da dissolução do trombo que ocluiu a artéria e, conseqüente restauração do fluxo sanguíneo, via administração do fármaco de escolha o r-TPA (Alteplase) que deve ser administrado dentro de até 4,5 horas pós AVC. Outra opção de tratamento é a remoção mecânica do trombo cuja janela terapêutica é maior que o procedimento descrito anteriormente, cerca de até 12 horas pós AVC. Essas terapias oferecem as melhores possibilidades para recuperação neurológica, mas uma vez que a isquemia se instala, as opções de tratamento ficam cada vez mais limitadas e a possibilidade do óbito do paciente é mais alta, atingindo taxas de mortalidade entre 70 e 80% em indivíduos nesta condições (YEW; CHENG, 2015).

## **1.2 Justificativa**

Todos os pacientes com sintomas neurológicos devem ser avaliados imediatamente, de maneira objetiva e ágil, com atenção especial aos sinais vitais incluindo pressão sanguínea e nível de consciência sendo um dos mais importantes achados na anamnese o tempo de início dos sintomas (HICKS et al., 2018). A partir deste momento começa a contagem do tempo denominado janela terapêutica, ou seja, 4,5h em se tratando de trombólise venosa (HERPICH; RINCON, 2020).

O processo de avaliação vai além do exame clínico e estabilização do paciente, sendo necessária a realização de exames de imagem, principalmente a Tomografia Computadorizada (TM) ou a Ressonância Magnética do Crânio (RMC) para avaliar a presença de hemorragia ou sinais precoces de infarto cerebral (PIGRETTI et al., 2019). Tais exames são avaliados por profissional treinado nesse tipo de demanda, o mais rápido possível, uma vez que o tempo para o diagnóstico do AVC agudo no exame inicial é extremamente importante, dada a morbidade da doença e a janela terapêutica estreita para intervenção. Diante disso, o desenvolvimento de uma ferramenta utilizando Inteligência Artificial (IA) que fosse acessível ao Sistema Único de Saúde (SUS) para utilização nos hospitais públicos poderia agilizar o processo de diagnóstico dessa condição e auxiliar os profissionais médicos na tomada de decisões terapêuticas e, dessa forma, impactar positivamente, no prognóstico desses pacientes (ABEDI et al., 2017).

### 1.3 Objetivos geral e específicos

O objetivo geral do presente trabalho foi apresentar e validar uma ferramenta de IA desenvolvida para classificação dos pacientes acometidos por AVC baseada nos achados clínicos e de imagem utilizando para isto avaliação das métricas de desempenho como sensibilidade, especificidade, acurácia, VPP e VPN e comparar a ferramenta a outras semelhantes.

Especificamente, essa pesquisa objetivou:

- Facilitar o diagnóstico do acidente vascular agudo ao médico não-especialista;
- Agilizar a tomada de decisões terapêuticas a fim de promover a melhora do prognóstico dos pacientes;
- Integrar a tecnologia de IA no contexto da saúde, notadamente em emergência.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

### 2.1 Conceituando acidente vascular cerebral

Acidente vascular cerebral pode ser categorizado em AVC isquêmico e AVC hemorrágico, sendo este dividido em hemorragia intracerebral e hemorragia subaracnóidea (YEW; CHENG, 2009). Nos Estados Unidos da América, 87% dos eventos vasculares cerebrais são do tipo isquêmico, sendo os 13 % restantes do tipo hemorrágico (HICKS et al., 2018).

Há poucos dados sobre prevalência de acidente vascular cerebral no Brasil. A Pesquisa Nacional de Saúde (PNS), um inquérito epidemiológico de base domiciliar apontou uma prevalência do AVC global de 1,6% em homens e 1,4% em mulheres perfazendo um total de 3%, referindo ainda que isquemia cerebral responde por 80% destes casos. A doença se mostrou mais prevalente entre os mais idosos, de baixa escolaridade, residentes da zona urbana, sem diferenças pela cor da pele (BENSENOR et al., 2015).

O acidente vascular cerebral isquêmico (AVCI) é decorrente da falha no suprimento sanguíneo a um determinado território vascular do encéfalo, normalmente relacionado aos processos aterotrombóticos, sendo a injúria isquêmica cerebral o ápice de uma cadeia extremamente complexa de processos que evoluem em um período de muitas horas ou mesmo dias. Entre os fatores de risco para AVC isquêmico encontramos hipertensão arterial, diabetes melito, tabagismo, hiperlipidemia, obesidade, dieta inadequada e sedentarismo (GUZIK; BUSHNELL, 2017).

Essencialmente, quando uma artéria cerebral é ocluída, o tecido cerebral é privado do substrato energético de glicose e oxigênio, ocorrendo falha energética e perda do gradiente iônico normal na membrana celular. Finalmente as vias de apoptose celular são ativadas, levando ao dano irreversível do neurônio. Em se tratando da fisiopatologia da isquemia cerebral, podemos entender que o processo isquêmico não é absoluto, ou seja, apesar de haver isquemia tecidual não necessariamente ocorrerá a morte celular, restando muitas vezes uma área de tecido viável denominada penumbra isquêmica. Esse tecido encontra-se em sofrimento metabólico, mas é potencialmente funcional se houver a reversão da lesão isquêmica e o restabelecimento do fluxo sanguíneo e do aporte energético as células envolvidas (LEVARD et al., 2021).

Os sintomas mais comuns nesse tipo de ocorrência consistem em distúrbios da fala e perda de força em um lado do corpo (GLOBER et al., 2016). Esse tipo de AVC corresponde a 80% de todos os casos de doença vascular acometendo o sistema nervoso central. O aspecto do exame de imagem no AVCI caracteriza-se muitas vezes por ausência de alterações na fase aguda, notavelmente quando consideramos a Tomografia Computadorizada (TC), a qual pode levar 24-48h para demonstrar a lesão. Considerando-se a Ressonância Magnética do Crânio (RM), a alteração isquêmica pode ser visualizada muito mais precocemente, com cerca de 1 hora de evolução (SCALZO; NOUR; LIEBESKIND, 2015).

**Figura 1 - Isquemia Cerebral**



**Fonte:** Acervo do autor, 2015

O diagnóstico da isquemia cerebral na TC de crânio é imperativo antes de instituir a terapêutica trombolítica e pode ser quantificado segundo o escore ASPECTS que se correlaciona inversamente com a severidade da isquemia, predizendo a recuperação funcional com sensibilidade de 0,78 e especificidade 0,96 e o risco de hemorragia intracerebral sintomática com sensibilidade 0,90 e especificidade 0,62 (BARBER et al., 2000).



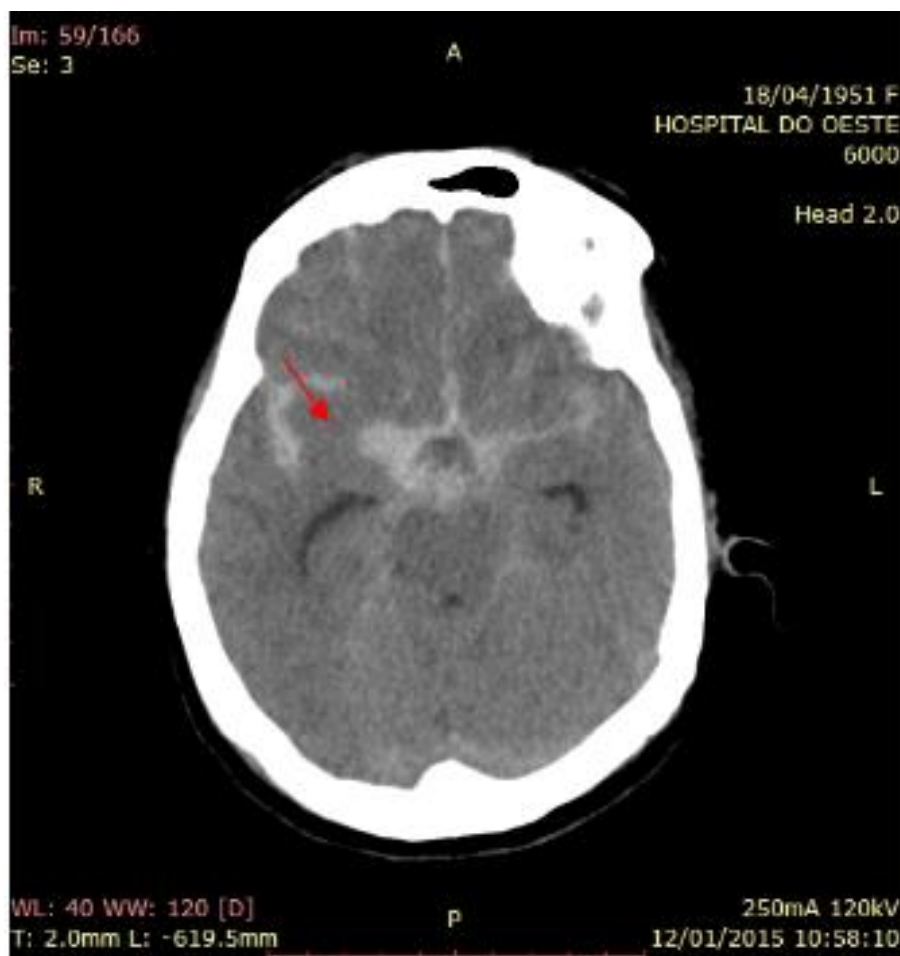
O acidente vascular cerebral hemorrágico (AVCH) é decorrente da ruptura de vasos sanguíneos dentro do parênquima cerebral, levando a formação de um hematoma com efeito compressivo maior ou menor sobre as estruturas que o circundam. O seu diagnóstico correto é imperativo pois medidas para diminuir a progressão da hemorragia e principalmente a diferenciação com o AVCI são fundamentais (AN; KIM; YOON, 2017).

Pacientes com AVCH são mais propensos a apresentar quadros de cefaleia intensa, vômitos, pressão arterial diastólica acima de 110mmHg, déficit motor em um lado do corpo ou coma, mas nenhum desses sintomas sozinho ou combinação destes é suficiente para firmar o diagnóstico da patologia (FERRO, 2006). No diagnóstico do AVCH o exame de imagem é fundamental, sendo caracterizado pela presença de sangue dentro do parênquima cerebral formando um hematoma com efeito compressivo sobre as estruturas adjacentes. Na TC será observado o hematoma como uma área de hiperdensidade de sinal localizado em situação intraparenquimatosa. Na RM, de forma similar, observa-se a presença do hematoma (YEW; CHENG, 2009).

**Figura 2 - Hemorragia Intracerebral**

**Fonte:** Acervo do autor, 2015.

A hemorragia subaracnóidea (HSA) consiste no extravasamento do sangue dentro do espaço subaracnóideo, relacionado na maioria das vezes a ruptura de aneurisma cerebrais (AN; KIM; YOON, 2017). Cerca de 80% dos pacientes com HSA relatam cefaleia de início súbito que eles descrevem muitas vezes como a pior cefaleia de suas vidas (YEW; CHENG, 2015). Cefaleia sentinela duas a oito semanas antes da ruptura aneurismática é um achado crítico da anamnese, estando presente em cerca de 40% dos pacientes com HSA. Outros achados clínicos acompanhando a cefaleia incluem vômitos, sensibilidade à luz, crises convulsivas, sinais de irritação meníngea, paralisia de nervos cranianos e rebaixamento do nível de consciência. No contexto da HSA, como o sangramento ocorre no espaço subaracnóideo e não dentro do tecido cerebral, os pacientes podem não ter sinais neurológicos focais.

**FIGURA 3 - Hemorragia Subaracnóidea**

Fonte: Acervo do autor, 2015.

## 2.2 Conceituando inteligência artificial

A inteligência artificial (IA) é um ramo da ciência da computação que se ocupa em desenvolver mecanismos e dispositivos tecnológicos inteligentes, que tenham a capacidade de aprendizagem e realização de análises complexas, de modo a simular o raciocínio humano. Esse conceito foi proposto pela primeira vez em 1956 por John McCarthy, cientista da computação americano, em uma conferência acadêmica sobre o assunto, mas a ideia de máquinas operando como seres humanos passou a, de fato, ocupar o centro da mente dos cientistas após trabalhos realizados pelo matemático e cientista da computação britânico Alan Turing (JIANG et al., 2017).

Existem vários modelos de IA, desenvolvidos com base em descobertas científicas de áreas como matemática, estatística e biologia. Um desses modelos é derivado da neurociência, fundamentando-se nos conceitos de circuitos neuronais e

redes neurais propostos por Donald Hebb e David Marr. Trata-se de um modelo computacional no qual os computadores são capazes de aprender, através de modelos matemáticos que imitam atividades naturais da perspectiva do cérebro humano. A partir desse modelo de rede neural artificial foram desenvolvidas técnicas da ciência da computação como o aprendizado de máquina (em inglês: *machine learning*) e o aprendizado profundo (em inglês: *deep learning*). De maneira sucinta, o *machine learning* utiliza algoritmos para analisar dados, aprender com eles e, em seguida, determinar ou prever sobre algo, ou seja, a máquina aprimora seu desempenho à medida que adquire mais dados de modo a aprender com as informações prévias e prever comportamentos futuros. O *deep learning* é uma subárea da *machine learning* mais sofisticada, que utiliza um nível hierárquico de redes neurais artificiais para realizar o processo de aprendizado de máquina (HABEEB, 2017).

Sistemas de diagnóstico assistido por computação (CAD) provêm os profissionais com uma visão comparativa para a detecção de regiões anormais em imagens radiológicas. Nessa linha, sistemas que utilizam o conceito de rede neural convolucional (RNC) consistem em modelos de aprendizado de máquinas que tem melhorado nos últimos anos. Esses sistemas podem aprender automaticamente a partir da entrada de novos dados, especialmente imagens (URAL; ÖZİŞİK; HARDALAÇ, 2019).

Uma das maiores barreiras na aplicação das técnicas de aprendizado de máquinas para dados médicos é a escassez de grandes bancos de dados que são necessários para o treinamento das redes neurais (FENG et al., 2018).

No setor de saúde, a IA tem sido empregada na análise de dados médicos visando a prevenção de doenças, diagnóstico, monitoramento de pacientes e desenvolvimento de novos protocolos. Nesse cenário, uma proporção substancial da literatura de IA analisa dados de diagnóstico por imagem, testes genéticos e eletrodiagnóstico, com aplicação nas mais diversas áreas da medicina. Apesar disso, as pesquisas concentram-se principalmente em torno de três grandes áreas médicas: oncologia, cardiologia e neurologia; o que não é surpreendente, haja visto que esses três ramos da medicina concentram as principais causas de morte por doença, de modo que diagnósticos precoces são cruciais para evitar a deterioração do estado de saúde dos pacientes (TRAN et al., 2019).

Nesse cenário, nos últimos anos observou-se um interesse crescente em relação à aplicação da IA no diagnóstico e tratamento do AVC, de maneira que as técnicas de IA têm sido usadas cada vez mais em estudos relacionados ao AVC (FENG et al., 2018; SWATI; SHARMA; GUPTAR 2019).

Uma ferramenta de triagem para AVC usando rede neural artificial foi desenvolvida para reconhecer isquemia cerebral aguda e diferenciá-la de situações que mimetizam o AVC agudo. O trabalho utilizou banco de dados de pacientes que apresentavam ao pronto-socorro sintomas de AVC, dentro de 4,5 horas após o início dos sintomas, admitidos em 2 centros terciários de atendimento de AVC, contendo informações clínicas e imagenológicas dos pacientes. Um total de 260 casos foram utilizados no estudo, 130 sendo de pacientes com AVC. A ferramenta de rede neural artificial desenvolvida foi capaz de identificar eventos isquêmicos com uma sensibilidade de 80% e especificidade de 86.2%, se mostrando ser uma ferramenta eficaz para o reconhecimento do AVC agudo e diferenciá-lo de falsos casos em um ambiente de emergência, com um alto grau de precisão (ABEDI et al., 2017).

Apesar da variedade de aplicações, a maior parte das técnicas de IA têm sido empregadas para decifrar dados de exames de imagem nos casos de AVC e demonstraram alguns resultados promissores. Um trabalho de revisão publicado em 2017 reuniu diversas aplicações do *machine learning* na neuroimagem do AVC, tanto no diagnóstico automático e preciso quanto na previsão do prognóstico (LEE et al., 2017).

Uma abordagem importante na identificação do Acidente Vascular é baseada na extração de características e padrões de densidade do tecido humano. A ferramenta AHTD (*Human Tissue Density Analysis*) analisou a densidade radiológica de tecido humano para a extração de características adequadas na TC de crânio, obteve uma acurácia de 98,81% para detecção e classificação para o tipo de AVC. Esses resultados mostram que o método proposto pode ser usado para classificar imagens médicas (REBOUÇAS FILHO et al., 2017).

Outro estudo utilizou características de textura ao invés de densidade para classificar os tipos de AVC em imagens de TC de crânio, atingindo resultados de acurácia de 80%. A avaliação dessa abordagem valida a sua efetividade e robustez, entretanto, deve ser estudada com bases de dados maiores (JEENA; KUMAR, 2015).

Os autores Shahangian e Pourghassem (2016) propuseram um algoritmo para detecção e classificação de AVC hemorrágico na TC de crânio. O método utilizado foi

dividido em cinco classes: Hemorragia epidural (HED), Hemorragia subdural (HSD), Hemorragia intracerebral (HIC), Hemorragia intraventricular (HIV) e exame normal. A HIV foi diferenciada da classe normal com uma taxa de acurácia de 92,46% e HSD, HED e HIC foram classificadas com uma taxa de acurácia de 94,13%.

Embora esses resultados promissores, existem várias limitações nas arquiteturas existentes atualmente e discute-se sobre os desafios a serem superados como melhora na sensibilidade, otimização do algoritmo, redução de falsos positivos, melhoria nos processos de identificação e segmentação de diferentes tamanhos e formatos. Além disso, existe a necessidade adicional de mais pesquisas para melhorar as técnicas atuais e desenvolver novos algoritmos para superar as desvantagens identificadas até o momento (KAMAL; LOPEZ; SHETH, 2018; SARMENTO et al., 2020).

### **2.3 Conceituando protocolos de identificação de AVC**

A decisão de tratamento para pacientes com AVC agudo é baseada em uma história pertinente, breve exame neurológico e achados de TC do crânio. O uso de protocolos de atendimento proporciona aumento na agilidade de tomada de decisões e padronização das condutas relacionadas. Atualmente já existem diversos protocolos que objetivam diagnosticar precocemente o AVC agudo.

O protocolo ROSIER é uma ferramenta para reconhecimento de AVC agudo na sala de emergência. Trata-se de um sistema de escore baseado em sete itens que compreendem:

- Perda de consciência
- Crise convulsiva
- Fraqueza na face
- Fraqueza em membro superior
- Fraqueza em membro inferior
- Distúrbio da fala
- Alteração do campo visual

Esse sistema demonstrou sensibilidade diagnóstica de 92% e especificidade de 86%, valor preditivo positivo 88% e negativo 91%. Essa escala foi efetiva no diagnóstico diferencial de AVC agudo na emergência (NOR et al., 2005).

O escore FABS foi desenhado a partir da premissa que nem todos os pacientes que se apresentam na emergência com sintomas neurológicos são portadores de AVC agudo. Muitos desses apresentam sintomas que mimetizam o quadro de AVC, sendo muitas vezes os sintomas relacionados a outras etiologias, como sepse, hipo ou hiperglicemia, convulsões, tumores, enxaqueca, síncope etc. O diagnóstico equivocado de AVC pode levar ao tratamento inapropriado ou a demora no tratamento adequado (GLOBERet al., 2016).

O escore FABS considera seis variáveis, com um ponto cada variável presente, sendo elas:

- Ausência de paralisia facial;
- História negativa de arritmia cardíaca (fibrilação atrial);
- Idade menor que 50 anos;
- Pressão sistólica menor que 150mmHg no momento da avaliação;
- História de crises convulsivas;
- Sintomas sensitivos isolados, sem perda motora no momento da avaliação;

O resultado encontrado utilizando esse método foi que um escore FABS maior ou igual a 3 foi capaz de identificar sintomas que mimetizam AVC com 90% de sensibilidade e 91% de especificidade. O valor preditivo negativo e o valor preditivo positivo foram respectivamente 93% e 87% (GOYAL et al., 2016).

Corroborando, o autor supracitado, afirma que esse método é útil para ajudar a diferenciar sintomas que mimetizam AVC naqueles pacientes em quem a TC de crânio não apresentou alterações agudas. Ele pode ajudar os profissionais médicos a considerar avançar nos exames de imagem (realizar RM de crânio) para um diagnóstico posterior.

A escala CPSS é uma das ferramentas mais usadas no reconhecimento de AVC agudo no contexto pré-hospitalar (MADDALI et al., 2018). Essa escala avalia três quesitos, que são classificados como normal ou anormal:

- Paralisia facial
  - Normal: ambos os lados da face se movimentam igualmente
  - Anormal: um dos lados não se move tão bem quanto o outro
- Fraqueza em membros superiores
  - Normal: Ambos os braços se movimentam igualmente

- Anormal: Um dos braços não se movimenta ou o movimento não está igual ao outro lado
- Alterações da Fala
  - Normal: O paciente repete normalmente palavras
  - Anormal: O paciente não consegue articular palavras adequadamente.

A escala CPSS foi derivada de uma simplificação da escala National Institutes of Health (NIH) Stroke Scale, que possui quinze itens (KOTHARI et al., 1999).

O escore FAST é outro método que compreende três parâmetros a serem avaliados: Paresia facial, fraqueza em membro superior e alterações da fala. Esse método é simples e tem mostrado boa reprodutibilidade entre médicos e paramédicos. Tem sensibilidade de 79-85% e especificidade de 68% (NOR et al., 2004).

O protocolo Los Angeles Prehospital Stroke Screen (LAPSS) consiste em uma ferramenta que se baseia em aspectos chave da história, exame físico e níveis da glicose sanguínea. Os itens da história incluem:

- Tempo de início e duração dos sintomas
- Idade
- História de crise convulsiva
- Estado funcional anterior.

Já os itens do exame físico incluem: Presença de déficit motor em membro superior, membro inferior ou face unilateral.

A glicose sanguínea serve para identificar hipoglicemia ou hiperglicemia (KIDWELL et al., 1998).

Um dos principais problemas no manejo do AVC agudo é justamente a diferenciação entre AVC isquêmico e AVC hemorrágico, uma vez que o quadro clínico muitas vezes é semelhante. Sendo assim, é bastante útil a classificação dos pacientes com quadros de AVC agudo utilizando-se ferramentas que padronizem esse procedimento, ainda mais se essa ferramenta puder contar com tecnologias inovadoras como o uso de Inteligência Artificial. Diversas tentativas já foram feitas para desenvolvimento dessas ferramentas capazes de diferenciar clinicamente o AVC isquêmico do AVC hemorrágico.

O escore Guy's foi desenvolvido a partir da observação de 08 variáveis clínicas para determinar a probabilidade relativa de infarto ou hemorragia nos pacientes apresentando quadro de AVC agudo. Os achados clínicos foram confrontados com os



achados de TC de crânio ou diagnóstico de autópsia, resultando em diagnóstico correto de infarto cerebral em 89% dos casos e diagnóstico correto de hemorragia em 55% dos casos (ALLEN, 1983).

O escore Siriraj foi concebido como uma ferramenta mais simples para avaliação a beira do leito de pacientes com quadro de AVC agudo supratentorial e obteve uma acurácia total de 90% em classificar a síndrome (POUNGVARIN; VIRIYAVEJAKUL; KOMONTRI, 1991).

O escore Besson teve como meta prever a ausência de sangue na TC de crânio. Foram estudados 368 pacientes inicialmente, e depois mais 200 pacientes e foi achado que história de hipertensão e cefaleia foi significativamente mais frequente em pacientes com AVC hemorrágico enquanto déficit transitório, hiperlipidemia e fibrilação atrial foram significativamente mais frequentes em pacientes com AVC isquêmico (BESSON et al., 1995).

O escore Greeck foi desenvolvido considerando 13 variáveis clínicas e usando a TC de crânio como padrão ouro para comparação. Nesse sistema foram considerados como ponto de corte para isquemia valores do escore menores que 3 e para hemorragia valores maiores que 11 pontos, com resultados de sensibilidade 0,97, especificidade 0,99, VPP 0,97 e VPN 0,99. Essa ferramenta mostrou desempenho superior aos outros três anteriores (EFSTATHIOU; et al., 2002).

A tabela 1 demonstra os resultados de métricas de qualidade dos escores de diagnóstico diferencial entre lesões isquêmicas e lesões hemorrágicas.

**TABELA 1 - SENSIBILIDADE, ESPECIFICIDADE, VPP E VPN DAS FERRAMENTAS DE CLASSIFICAÇÃO CLÍNICA DO AVC**

Escore	Sensibilidade	Especificidade	VPP	VPN
Allen	61	94	74	90
Siriraj	73	96	79	94
Besson	82	96	82	96
Greek	97	99	97	99

**Fonte:** Efstathiou et al, 2002

### 3 METODOLOGIA

No contexto da emergência, os pacientes com acidente vascular cerebral são um contingente importante de demandas que ali chegam, sendo muito importantes a agilidade e precisão no diagnóstico desta patologia. Dessa forma, impõem-se a seguinte pergunta:

É possível melhorar a agilidade e a precisão do diagnóstico do acidente vascular agudo no contexto da emergência com atendimento por profissionais não-especialistas utilizando-se métodos de Inteligência Artificial?

Esta pesquisa trata-se de um estudo transversal, observacional com avaliação de métricas de acurácia (GIL, 2010; SOARES; SIQUEIRA, 1999). Para tanto foi desenvolvida e validada uma ferramenta capaz de classificar pacientes com acidente vascular agudo usando métodos de IA. Essa ferramenta consiste em dois classificadores, sendo um baseado nos achados clínicos (classificador semântico) e outro baseado em achados dos exames de imagem (Rede Neural Convolutiva).

Para o classificador semântico foram considerados dez quesitos, sendo seis deles relacionados a sinais e sintomas e fatores de risco para AVC e quatro relacionados à história prévia. No que tange aos sinais e sintomas os itens avaliados foram:

- Déficit motor e sensitivo unilateral em membros superiores, inferiores e face, completo ou parcial;
- Alterações da fala caracterizadas por dificuldade em compreender expressões simples ou expressar-se através da fala;
- Vertigem intensa de caráter súbito e incapacitante;
- Cefaleia intensa caracterizada como a pior cefaleia da sua vida;
- Sinais de irritação meníngea como rigidez de nuca;
- Nível de consciência\_ escore de Glasgow;

Quanto aos achados de história prévia foram considerados no protocolo de avaliação emergencial os itens:

- História prévia de hipertensão arterial sistêmica (HAS);
- História prévia de diabetes melito (DM);

- Hábito de tabagismo;
- História de alterações cardíacas;

O classificador RNC foi desenvolvido a partir de um banco de dados com cerca de 16.000 imagens, todas anonimizadas de forma a não permitir a identificação pessoal de cada caso, sendo a interpretação e análise destas imagens realizada pelo autor. Essa ferramenta foi desenvolvida pela equipe do Laboratório de Análise de Imagens e Sinais (LAIS) do Núcleo de Tecnologias Estratégicas em Saúde (NUTES) da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB), sob a supervisão do orientador deste trabalho, com a participação ativa do autor através da análise e orientação dos achados tomográficos a fim de prover o material adequado para o treinamento da Rede Neural Convolucional, buscando dessa forma, incorporar a experiência do profissional médico na sua elaboração. As figuras abaixo demonstram a interface do software objeto desta pesquisa.

**Figura 4 - Imagem do Software SADC-AVC**

The screenshot displays the SADC-AVC software interface. At the top, there is a browser window with multiple tabs. The main interface features a sidebar on the left with navigation options: 'Início', 'Diagnóstico', and 'Sobre'. The central area is titled 'Dados do Paciente' and includes a 'Salvar' button and a red delete icon. The patient's name is entered as 'ZEFERINO ALVES CAVALCANTE 428826'. Below this, there are fields for 'Telefone' and 'Idade' (58). A section titled 'Características do Paciente' contains several checkboxes: 'Déficit Motor', 'Alteração na Fala', 'Vertigem Intensa', 'Cefaléia', 'Irritação Meníngea', 'Hipertensão', 'Diabetes', 'Tabagista', and 'Alteração Cardíaca'. The 'Cefaléia' and 'Hipertensão' checkboxes are checked. A 'Nível de Consciência' slider is set to 15. The 'Diagnóstico' section shows four options: 'Hemorragia Semânticos' (checked), 'Normal Radiômicos', 'Normal Sem + Rad', and 'Hemorragia RNC' (checked). At the bottom, there is a 'Seleção o intervalo das imagens:' slider with markers at 1, 67, 117, and 166.

Fonte: Acervo do autor, 2021

**Figura 5 - Imagem do Software SDAC-AVC**



Fonte: Acervo do autor, 2021

A pesquisa foi desenvolvida a partir da coleta retrospectiva de dados de pacientes atendidos no setor de emergência de um hospital de referência em Barreiras, no oeste da Bahia com um quantitativo total de 104 casos. Quatro casos

foram descartados por haver inconsistência nos dados, perfazendo um total de 100 casos considerados para este trabalho. Todos os pacientes atendidos apresentavam quadro clínico compatível com acidente vascular cerebral, sendo coletados os dados semânticos através do questionário desenvolvido para este fim, apresentado no (APÊNDICE 1). A partir daí os dados foram submetidos ao classificador semântico que fez a classificação em AVC isquêmico ou AVC hemorrágico.

As imagens tomográficas de cada caso foram coletadas em arquivo DICOM contendo o volume total de cortes tomográficos, o qual foi submetido a análise pelo especialista (o autor) e a classificação pela ferramenta CAD para os achados de imagem em isquemia ou hemorragia.

A partir destes resultados, foram elaboradas tabelas de contingências da seguinte forma:

**Figura 6** - Tabela de contingência

		Doença		Total
		Sim	Não	
Exposição	Sim	a	b	a + d
	Não	c	d	c + d
Total		a + c	b + d	a+b+c+d

Fonte: Look for diagnosis.com, 2021.

Para avaliação dos classificadores utilizamos como medidas que caracterizam a sua qualidade, os valores de sensibilidade, especificidade, acurácia, valor preditivo positivo, valor preditivo negativo. Sensibilidade mede a capacidade de reação de um teste em um paciente portador da patologia enquanto especificidade mede a não reação de um teste em pacientes não portadores da patologia, ou seja, o teste é específico para aquela patologia. Essas métricas são expressas pelas fórmulas a seguir:

**Figura 7 - Fórmula da sensibilidade**

$$s = \frac{a}{a + b}$$

Fonte: Soares e Siqueira, 1999.

**Figura 8 - Fórmula da especificidade**

$$e = \frac{d}{c + d}$$

Fonte: Soares e Siqueira, 1999.

A acurácia avalia a proporção de todos os corretos (verdadeiros positivos e verdadeiro negativos), sobre todos os resultados, sendo expressa pela fórmula  $\text{Acurácia} = (a+d)/(a+b+c+d)$ . Ela define a proximidade de um resultado experimental com o seu valor real.

Valor Preditivo Positivo (VPP) é a probabilidade do paciente estar realmente doente quando o resultado do teste é positivo e Valor Preditivo Negativo (VPN) a probabilidade do paciente não estar doente quando o teste é negativo (SOARES; SIQUEIRA, 1999), ambas expressas nas fórmulas que seguem:

**Figura 9** - Valor preditivo positivo

$$VPP = \frac{ps}{ps + (1 - p)(1 - e)}$$

Fonte: Soares e Siqueira, 1999

**Figura 10** - Valor preditivo negativo

$$VPN = \frac{(1 - p)e}{p(1 - s) + (1 - p)e}$$

Fonte: Soares e Siqueira, 1999.

Ambas as expressões dependem do conhecimento de  $p$ , uma estimativa da prevalência da doença na população de interesse, que foi considerada como 1,3% (BRASIL, 2021). Estas são probabilidades de resultados corretos de diagnóstico (SOARES; SIQUEIRA, 1999).

O levantamento bibliográfico foi realizado a partir de banco de dados de bibliotecas digitais, inicialmente na forma de pesquisa básica e posteriormente na forma de pesquisa avançada, utilizando-se descritores específicos e os operadores booleanos AND, OR e NOT. As bibliotecas digitais possuem ferramentas que permitem o uso de expressões lógicas, incluem em suas bases publicações da área de ciências da saúde, computação e tecnologia que possuem relação direta com o tema a ser pesquisado. A pesquisa foi restrita à análise de estudos com intervalo de tempo observado relativo aos últimos cinco anos e restritas aos idiomas inglês e português. Eventualmente foram usadas referências mais antigas quando consideradas importantes para o desenvolvimento do tema.

A pesquisa foi feita nas seguintes bases de dados: Web of Science, Science Direct, IEEEXplore, Scholar Google e PubMed.

Foram utilizados os seguintes descritores:

Stroke, Computed Tomography, Magnetic Resonance, Neuroimaging, Machine Learning, Computer-aided Diagnosis

A análise estatística descritiva foi inicialmente realizada, considerando-se as variáveis clínicas e as variáveis categóricas caracterizadas como o tipo de lesão presente (isquemia ou hemorragia). Para as variáveis quantitativas tais como escore de Glasgow foram calculadas medidas de tendência central (mediana) e de variabilidade para o nível de consciência. Para as variáveis categóricas como sinais e sintomas, bem como características demográficas como uso de tabaco, hipertensão arterial e diabetes foram calculados frequências absolutas e percentuais. O software IBM SPSS Statistics (SPSS for Windows, Version 20.0. Armonk, NY: IBM Corp.) foi utilizado para análise de dados.

Dado que os sujeitos da pesquisa são seres humanos, foi obedecido ao previsto na resolução 466/2012 do Ministério da Saúde, submetendo-a a análise do Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade São Francisco de Barreiras- FASB, sendo aprovada sob o número CAAE: 47788021.5.0000.5026.



## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A tabela 2 demonstra as características demográficas dos sujeitos de pesquisa em relação ao tipo de lesão mais frequente, gênero, média de idade dos pacientes, e principais comorbidades associadas. A população estudada consistiu em cem casos coletados retrospectivamente, atendidos no setor de Emergência do hospital de referência da cidade de Barreiras-BA.

Quanto ao tipo de lesão encontrada, verificamos que AVC isquêmico ocorreu em 67 casos enquanto AVC hemorrágico ocorreu em 33 casos.

**Tabela 2-** Características demográficas

		TOTAL	AVC ISQUÊMICO	AVC HEMORRÁGICO
Pacientes		100	67	33
Gênero	Masculino	49	32	17
	Feminino	51	35	16
Média de idade		66	66	63
Hipertensão		97	64	33
Diabete Melito		43	33	10
Tabagismo		15	14	1
Cardiopatía		15	13	2

**Fonte:** Dados da Pesquisa, 2021

Quanto a média de idade, observou-se que a idade variou entre 41 e 93 anos, com média 66 anos, o que corresponde ao esperado comparando-se a outros estudos, pois o AVC é uma doença predominantemente observada em indivíduos de faixa etária mais avançadas. Considerando-se quanto ao tipo de lesão, praticamente não houve diferença de idade entre os grupos, sendo a média de idade discretamente maior no grupo de isquemia (66 anos) em comparação ao grupo de hemorragia (63 anos) (PIGRETTI et al., 2019).

Quanto ao gênero, observamos uma discreta predominância do gênero feminino, o que é esperado de acordo com a literatura (KUMAR; MCCULLOUGH, 2021). Quanto aos fatores de risco, hipertensão arterial foi extremamente prevalente nos pacientes estudados, estando presente em 97 dos 100 casos, e quando separamos nos grupos, esteve presente em 100% dos casos de hemorragia e 95,5% dos casos de isquemia, demonstrando o papel fundamental da hipertensão arterial

como fator de risco das doenças vasculares cerebrais. Diabete melito esteve presente em 43% dos casos, tendo proporcionalmente mais que o triplo de casos em comparação com o grupo hemorragia (33 no grupo isquemia contra 10 no grupo hemorragia), o que está de acordo com a literatura. No total, tabagismo e cardiopatia ocorreram em 15% dos pacientes estudados (KURIAKOSE; XIAO, 2020).

Recentemente, com o aparecimento do SARSCOV-2 e da COVID-19, houve um aumento da ocorrência de eventos circulatórios de um modo geral relacionados a essa infecção (GREENBERG et al., 2021). Na população deste estudo não tivemos nenhum caso associado a COVID-19

A tabela 3 caracteriza os principais achados clínicos nos sujeitos de pesquisa acometidos por AVC:

**Tabela 3** - Achados clínicos

Achados Clínicos	Total de Ocorrências	AVC isquêmico	AVC hemorrágico
Déficit Motor	90	61	29
Alteração da fala	64	40	24
Cefaleia	25	13	12
Vertigem	3	1	1
Meningismo	5	1	4

**Fonte:** Dados da Pesquisa, 2021

Quanto aos achados clínicos, dos 100 pacientes avaliados, os achados mais comuns foram Déficit Motor, Alteração da Fala e Cefaleia, sendo a presença de Déficit Motor (hemiparesia) o achado mais frequente, estando presente em 90 casos, seguido pelas Alterações da Fala (disfasia) em 64 casos e Cefaleia em 25 casos.

As alterações da fala foram significativamente mais frequentes no grupo AVC hemorrágico, bem como o achado de cefaleia e meningismo. Esses achados sugerem que o quadro clínico de déficit motor agudo, alteração de fala, cefaleia e meningismo podem indicar com maior probabilidade o diagnóstico de AVC hemorrágico, mas tais achados não são específicos para esta patologia, visto ocorrerem também no grupo AVC isquêmico com relativa frequência, não sendo, portanto, recomendável a sua utilização para a categorização da ocorrência em AVC hemorrágico ou AVC isquêmico.

A tabela 4 descreve o nível de consciência dos sujeitos de pesquisa. Verifica-se que a grande maioria dos casos se encontrava com bom nível de consciência, caracterizado pelo escore de COMA de Glasgow de 13 ou acima (66 casos), enquanto em 14 casos o escore de COMA de Glasgow estava igual ou menor que 08, demonstrando maior gravidade.

**Tabela 4** - Nível de consciência

<b>Escala de Coma de Glasgow</b>	<b>Quantidade de casos</b>
3	3
5	1
6	4
7	5
8	1
9	1
10	6
11	1
12	12
13	26
14	16
15	24
<b>Total</b>	<b>100</b>

**Fonte:** Dados da Pesquisa, 2021

Após a coleta e análise descritiva dos dados, procedemos a quatro experimentos para validação das ferramentas tanto de classificação Semântica como da Rede Neural Convolutiva (RNC). Esses experimentos consistiram na comparação do resultado encontrado na classificação utilizando o protocolo de achados clínicos e da RNC com aqueles encontrados pelo especialista (o autor).

Os achados estão expressos nas tabelas 5 e 6 a seguir:

**Tabela 5** - Classificador semântico

<b>ESPECIALISTA</b>	<b>SEMÂNTICO</b>		
	<b>ISQUEMIA</b>	<b>HEMORRAGIA</b>	<b>TOTAL</b>
<b>ISQUEMIA</b>	39	28	67
<b>HEMORRAGIA</b>	15	18	33
<b>TOTAL</b>	<b>54</b>	<b>46</b>	

**Fonte:** Dados da pesquisa, 2021

O classificador Semântico (tabela 5) considerou somente os dados clínicos para a classificação da patologia presente, em comparação com o especialista.

Observou-se que com o diagnóstico isquemia houve concordância entre o classificador e o especialista em 39 casos, sendo que em 28 casos o classificador identificou como hemorragia. Quando a classificação pelo especialista foi hemorragia, o classificador Semântico concordou em 18 casos, mas em 15 casos ele classificou com isquemia.

**Tabela 6-** Classificador RNC

ESPECIALISTA	RNC		
	ISQUEMIA	HEMORRAGIA	TOTAL
ISQUEMIA	61	6	67
HEMORRAGIA	1	32	33
<b>TOTAL</b>	<b>62</b>	<b>38</b>	<b>100</b>

Fonte: Dados da Pesquisa, 2021

O classificador Rede Neural Convolutacional (RNC), descrito na tabela 6, se baseia na análise de propriedades da imagem que não são visíveis ao olho humano. Essas características denominadas radiômicas, são captadas através de métodos de filtragem aplicados à determinada imagem e compreendem morfologia, textura, densidade, entre outras (LEE et al., 2017).

Observou-se que com o diagnóstico isquemia houve concordância entre o classificador e o especialista em 61 casos, sendo que em 6 casos o classificador identificou como hemorragia. Quando a classificação pelo especialista foi hemorragia, o classificador Semântico concordou em 32 casos, com somente 1 caso classificado como isquemia.

Os resultados dos experimentos com os classificadores são expressos na tabela 7 abaixo:

**Tabela 7-** Métricas de qualidade

MÉTODO	SENSIBILIDADE	ESPECIFICIDADE	PRECISÃO	ACURÁCIA	VPP	VPN
<b>SEMÂNTICO ISQUEMIA</b>	0,58	0,54	0,58	0,57	0,12	0,92
<b>SEMÂNTICO</b>						
<b>HEMORRAGIA</b>	0,54	0,58	0,54	0,57	0,12	0,92
<b>RNC ISQUEMIA</b>	0,91	0,96	0,91	0,93	0,28	0,99
<b>RNC HEMORRAGIA</b>	0,96	0,91	0,96	0,93	0,12	0,99

Fonte: Dados da Pesquisa, 2021

No presente estudo desenhamos uma ferramenta utilizando metodologia de Inteligência Artificial denominada SDAC-AVC. Essa ferramenta possui duas interfaces: uma baseada em critérios da anamnese e exame físico composta por 10 itens e outra baseada em análise de características das imagens e avaliamos a capacidade de identificar o tipo de lesão presente como isquemia ou hemorragia.

Os dados expressos na tabela 8 demonstram o desempenho do classificador semântico:

**Tabela 8-** Resultados do classificador semântico

MÉTODO	SENSIBILIDAD E	ESPECIFICIDAD E	PRECISÃ O	ACURÁCI A	VPP	VPN
<b>SEMÂNTICO</b>						
<b>ISQUEMIA</b>	0,58	0,54	0,58	0,57	0,12	0,92
<b>SEMÂNTICO</b>						
<b>HEMORRAGIA</b>	0,54	0,58	0,54	0,57	0,12	0,92

Fonte: Dados da Pesquisa, 2021

Conforme dados observados a classificação baseada em achados clínicos obteve resultados de Sensibilidade e Especificidade medianos, com acurácia de 0,57 e VPP 0,12 tanto para detectar isquemia quanto hemorragia. Isso demonstra que o classificador semântico possui uma baixa capacidade de classificar corretamente os achados clínicos do AVC agudo, embora tenha alcançado um VPN de 0,92, demonstrando uma capacidade razoável de descartar a presença de lesão hemorrágica ou isquêmica quando elas não estão presentes. Esses dados sugerem que o método de classificação baseado em achados clínicos é inadequado para a determinação da conduta terapêutica no AVC agudo, e deve ser analisado levando em conta a classificação binária do experimento, sem levar em consideração o achado

normal.

A ferramenta de aprendizado de máquinas baseada no conceito de Rede Neural Convolucional (RNC) para classificação dos achados de imagem em pacientes com quadro clínico de AVC agudo compôs a outra face deste estudo.

Para isso, as imagens contidas no volume completo referente ao caso em avaliação foram submetidas ao processo de validação pelo especialista (o autor) e então submetidas a classificação utilizando a ferramenta de RNC. Os resultados expressos na tabela a seguir demonstram o desempenho do classificador RNC:

**Tabela 9-** Resultados do classificador RNC

MÉTODO	SENSIBILIDAD E	ESPECIFICIDAD E	PRECISÃ O	ACURÁCI A	VP VPP	VP N
RNC ISQUEMIA	0,91	0,96	0,91	0,93	0,28	0,99
RNC HEMORRAGIA	0,96	0,91	0,96	0,93	0,12	0,99

**Fonte:** Dados da Pesquisa, 2021

Conforme verificado, a ferramenta apresentou acurácia de 0,93 para classificar achados consistentes com isquemia ou hemorragia, o que representa um resultado muito bom. A sensibilidade foi maior para detecção de hemorragia (0,96) e a especificidade foi maior para detecção de isquemia (0,96). O VPP foi de 0,28 para isquemia e 0,12 para hemorragia, sendo o VPN de 0,99 para ambos os casos, demonstrando um desempenho comparável ao do especialista, com grande capacidade de descartar lesões tanto isquêmicas quanto hemorrágicas quando o paciente não está doente. Ressaltamos que o baixo valor do VPP para lesões hemorrágicas no classificador RNC pode ser atribuído ao tamanho reduzido da amostra.

Comparamos os resultados encontrados com dados encontrados na literatura. Em um estudo para avaliar a confiabilidade da recomendação de trombólise em AVC, com avaliação dos exames de imagem por neurorradiologistas utilizando dispositivo móvel (smartphone), computador portátil (laptop) ou monitor de imagens (workstation) demonstrou índices de confiabilidade em torno de 0,97-0,98 para lesões hemorrágicas, 0,77 -0,81 para sinal da artéria cerebral média hiperdensa, 0,81 -0,87 para lesão isquêmica no território da artéria cerebral média (SALAZAR et al., 2020).

Em outro estudo para avaliar a performance de Radiologistas em quantificar

regiões com hipotenuação na isquemia cerebral aguda avaliados com Tomografia Computadorizada do Crânio sem contraste encontrou acurácia de 0,82 (TAKAHASHI et al., 2010).

Uma revisão sistemática para avaliar a concordância interobservadores em reportar sinais precoces de isquemia cerebral, a sensibilidade para detecção de sinais precoces de isquemia foi 0,66 (0,20-0,87) e a especificidade 0,87 (0,56-1) (WARDLAW; MIELKE, 2005).

Outro estudo buscando avaliar a acurácia médica na interpretação da Tomografia Computadorizada do Crânio para determinar a elegibilidade para terapia trombolítica no AVC agudo encontrou um escore médio de acertos de 0,77 (0,74-0,8). Quando analisado por classe, os médicos emergencistas obtiveram um escore correto de 0,67, neurologistas obtiveram 0,83 e radiologistas 0,83 também. Isso indica que mesmo os profissionais mais treinados apresentam uma quantidade substancial de erros de interpretação. A sensibilidade total para hemorragia intracerebral, uma contraindicação absoluta a terapia trombolítica, foi de 0,82 (SCHRIGER et al., 1998).

Métodos utilizando Inteligência Artificial (IA) e aprendizado de máquinas têm constituído em ferramentas acuradas e rápidas para auxílio diagnóstico e tomada de decisão na área da saúde, principalmente na Neurologia, onde encontramos aplicabilidade no diagnóstico das doenças cerebro-vasculares. Diversas metodologias são empregadas para este fim, tais como Support Vector Machine (SVM), Deep Learning (DP), Random Forest (RF), Logistic Regression (LR) e Artificial Neural Network (ANN) (SIRSAT; FERMÉ; CÂMARA, 2020).

No mercado encontramos já diversas ferramentas com propostas semelhantes. O software AIDOC foi desenhado para identificar a ocorrência de hemorragia intracraniana de diversos tipos, não exclusivamente hemorragia intracerebral ou subaracnóidea, e sinais de obstrução de grandes vasos utilizando imagens de Tomografia Computadorizada de Crânio e algoritmo de aprendizagem profunda. Para detecção de hemorragia essa ferramenta apresentou sensibilidade de 0,92, especificidade de 0,97, VPP 0,81 e VPN 0,99 (VOTER et al., 2021).

Outra ferramenta existente no mercado consiste no software Avicenna.AI, desenhada para identificar diversos tipos de hemorragia intracraniana e sinais de oclusão de grandes vasos, sendo capaz ainda de estimar o volume da hemorragia em pequeno (menor de 5ml), médio (5-25ml) ou grande (maior que 25ml) utilizando algoritmo de aprendizagem profunda. Para detecção de hemorragia intracraniana

esse software obteve valores de sensibilidade de 0,91, especificidade 0,97 e acurácia de 0,95 (MCLOUTH et al., 2021).

O software RAPID ICH é uma aplicação híbrida utilizando rede neural convolucional 2D e 3D para detectar hemorragia intracraniana. Essa ferramenta apresentou sensibilidade de 0,95 (0,91-0,98), especificidade 0,95 (0,9-0,97) VPP 0,95 (0,91-0,97) e VPN 0,95 (0,9-0,97) (HEIT et al., 2021).

O software Viz ICH usa um algoritmo de inteligência artificial para analisar imagens de TC de crânio sem contraste adquiridas em pacientes com quadro clínico de AVC agudo e enviar notificações a um especialista neurovascular ou neurocirúrgico de que uma suspeita de hemorragia intracraniana foi identificada, podendo as imagens serem visualizadas por meio de um aplicativo móvel. Essa ferramenta apresentou sensibilidade de 0,98 e especificidade de 0,90 (FDA, 2020).

O software desenvolvido neste trabalho apresentou acurácia de 0,93, com sensibilidade de 0,96 para detecção de hemorragia intracerebral e 0,91 para detecção de isquemia cerebral. O VPP foi de 0,28 para isquemia e 0,12 para hemorragia, enquanto o VPN foi de 0,99 para ambas as situações. Comparativamente com outras ferramentas disponíveis no mercado, o software SDAC-AVC apresentou um desempenho muito interessante, tornando-se uma possível opção para aplicação na rede SUS. A tabela 10 compara o desempenho do software SDAC-AVC na detecção de hemorragia intracerebral com outras ferramentas disponíveis no mercado.

**Tabela 10** - Análise comparativa para detecção de hemorragia intracerebral

	Sensibilidade	Especificidade	Acurácia	Precisão	VPP	VPN
<b>SADC-ACV</b>	0,96	0,91	0,93	0,96	0,12	0,99
<b>AIDOC</b>	0,93	0,92			0,91	0,91
<b>Avicenna.AI</b>	0,91	0,97	0,96			
<b>RAPID ICH</b>	0,95	0,95			0,95	0,95
<b>VIZ ICH</b>	0,98	0,90				

Fonte: Dados da Pesquisa, 2021

Considerando o diagnóstico de isquemia cerebral, os modelos baseados em IA incluem detecção e segmentação do infarto, identificação de oclusão de grandes vasos e avaliação do escore ASPECTS.

O software Avicenna.AI possui uma ferramenta para detecção de sinais de



occlusão de grandes vasos com acurácia de 0,98, sensibilidade 0,98 e especificidade 0,98 e outra para detecção de infartos no território da artéria cerebral média com acurácia 0,97, sensibilidade 0,94 e especificidade 0,97 (MCLOUTH et al., 2021).

O software Aidoc também possui ferramentas para detecção de sinais de oclusão de grandes vasos e isquemia do território da artéria cerebral média, com sensibilidade 0,92, especificidade 0,81 e VPN 0,97.

O software RAPID.LVO possui uma ferramenta para detecção de sinais de oclusão de grandes vasos. Essa ferramenta apresenta sensibilidade 0,64 e especificidade 0,86 (PAZ; YAGODA; WEIN, 2021).

Outra ferramenta para detecção de isquemia cerebral é o software VIZ.LVO, que demonstrou sensibilidade de 0,96 e especificidade 0,94 (GOLAN et al., 2020). A tabela 11 compara o desempenho do software SDAC-AVC na detecção de isquemia cerebral com outras ferramentas disponíveis no mercado.

**Tabela 11-** Análise comparativa para detecção de isquemia cerebral

	<b>Sensibilidade</b>	<b>Especificidade</b>	<b>Acurácia</b>	<b>VPP</b>	<b>VPN</b>
<b>SDAC-AVC</b>	0,91	0,96	0,93	0,28	0,99
<b>Aviccena.AI</b>	0,98	0,98	0,98		
<b>Aidoc</b>	0,92	0,81			0,97
<b>RAPID.LVO</b>	0,64	0,86			
<b>VIZ.LVO</b>	0,96	0,94			

**Fonte:** Dados da Pesquisa, 2021

Considerando os resultados encontrados pelo software SDAC-AVC na avaliação de isquemia cerebral, consideramos que o desempenho da ferramenta foi razoável, ficando próximo dos melhores resultados apresentados por produtos já existentes.

Cabe também mencionar que não foram disponibilizados os valores exatos da prevalência considerados nos cálculos das métricas de qualidade das ferramentas citadas, prejudicando a comparação quanto aos valores preditivos positivo e negativo.

## 5 CONCLUSÃO

A tecnologia tem avançado a passos largos na área médica, sobretudo no uso de métodos de Inteligência Artificial. Essas tecnologias consistem em ferramentas promissoras no auxílio diagnóstico por computador, sendo as áreas da Neurologia, Cardiologia e Oncologia as que mais tem se beneficiado.

Entre os benefícios do uso de algoritmos de Inteligência Artificial vemos a melhora na capacidade de detecção do AVC agudo e auxílio ao profissional médico na tomada de decisões terapêuticas. Por outro lado, poderemos encontrar conflitos entre o profissional médico e a ferramenta CAD no que tange a aceitar ou não a recomendação do sistema computacional e ainda, a baixa especificidade encontrada em alguns algoritmos indica que a revisão clínica das imagens por um profissional médico permanece importante.

Com respeito a ferramenta desenvolvida, observamos que aquela baseada em RNC apresentou resultados nas métricas de confiabilidade muito bons, com clara viabilidade para utilização no contexto da sala de Emergência, principalmente tratando-se de detecção de hemorragia cerebral. Essa aplicabilidade encontra grande potencial de utilização em serviços de saúde que não contam com profissionais treinados na interpretação de exames neuroradiológicos, diga-se Neuroradiologistas, ou até mesmo Neurologistas ou Neurocirurgiões familiarizados com essas demandas.

Entendemos que o software SDAC-AVC pode ser melhorado quanto aos aspectos de detecção da lesão isquêmica, bem como a incorporação da capacidade de classificação da lesão isquêmica quanto ao score ASPECTS, que atualmente não é contemplado. Cabe salientar que o software SDAC-AVC foi desenvolvido para aplicação em contexto hospitalar e não ambulatorial, o que pode consistir em futuras melhorias.

## REFERÊNCIAS

ABEDI, V. et al. **Novel Screening Tool for Stroke Using Artificial Neural Network.** Stroke, 48, n. 6, p. 1678-1681, Jun 2017. Doi: 10.1161 / STROKEAHA.117.017033

ALLEN, C. M. **Clinical Diagnosis of the Acute Stroke Syndrome.** QJM: An International Journal of Medicine, 52, n. 4, p. 515-523, 1983.

AN, S. J.; KIM, T. J.; YOON, B. W. **Epidemiology, Risk Factors, and Clinical Features of Intracerebral Hemorrhage: An Update.** J Stroke, 19, n. 1, p. 3-10, Jan 2017.

BARBER, P. A et al. **Validity and reliability of a quantitative computed tomography score in predicting outcome of hyperacute stroke before thrombolytic therapy. ASPECTS Study Group. Alberta Stroke Programme Early CT Score.** Lancet, 355, n. 9216, p. 1670-1674, May 13 2000. Doi:10.1016 / s0140-6736 (00) 02237-6.

BENSENOR, I.M. et al. **Prevalence of stroke and associated disability in Brazil: National Health Survey - 2013.** Arquivos de Neuro-Psiquiatria, 73, p. 746-750, 2015. <https://doi.org/10.1590/0004-282X20150115>

BESSION, G. et al. **Is it clinically possible to distinguish nonhemorrhagic infarct from hemorrhagic stroke?** Stroke, 26, n. 7, p. 1205-1209, Jul 1995. Doi:10.1161 / 01.str.26.7.1205

BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Painéis Saúde Brasil: mortalidade geral-causas de óbito.** 2021. Disponível em: <http://svs.aids.gov.br/dantps/centrais-de-conteudos/paineis-de-monitoramento/saude-brasil/mortalidade-geral/>.

EFSTATHIOU, S. P. et al. **A new classification tool for clinical differentiation between haemorrhagic and ischaemic stroke.** Journal of Internal Medicine, 252, n. 2, p. 121-129, 2002. DOI: 10.1046 / j.1365-2796.2002.01013.x.

FDA US FOOD & DRUG ADMINISTRATION. **K193658 Trade/Device Name: Viz ICH, Regulation Number: 21 CFR 892.2080, Regulation Name: Radiological computer aided triage and notification software, Regulatory Class: Class II, Product Code: QAS Dated: March 2, 2020, Received: March 2,2020.** Disponível em: [https://www.accessdata.fda.gov/cdrh\\_docs/pdf19/K193658.pdf](https://www.accessdata.fda.gov/cdrh_docs/pdf19/K193658.pdf).

FENG, R. et al. **Deep learning guided stroke management: a review of clinical applications.** J Neurointerv Surg, 10, n. 4, p. 358-362, Apr 2018.

FERRO, J. M. **Update on intracerebral haemorrhage.** J Neurol, 253, n. 8, p. 985-999, Aug 2006. Doi:10.1007 / s00415-006-0201-4

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa.** Atlas 2010.

GLOBER, N. K. et al. **Acute Stroke: Current Evidence-based Recommendations for Prehospital Care**. West J Emerg Med, 17, n. 2, p. 104-128, Mar 2016. Doi:10.5811 / westjem.2015.12.28995

GOLAN, D. et al. **AI-powered stroke triage system performance in the wild**. Journal of Experimental Stroke & Translational Medicine, 12, n. 3, 2020.

GOYAL, N. et al. **FABS: An Intuitive Tool for Screening of Stroke Mimics in the Emergency Department**. Stroke, 47, n. 9, p. 2216-2220, 09 2016. Doi:10.1161 / STROKEAHA.116.013842.

GREENBERG, A. et al. **Cardiovascular and Cerebrovascular Complications With COVID-19**. Cardiol Rev, 29, n. 3, p. 143-149, May-Jun 01 2021. Doi:10.1097 / crd.0000000000000385

GRYSIEWICZ, R. A.; THOMAS, K.; PANDEY, D. K. **Epidemiology of Ischemic and Hemorrhagic Stroke: Incidence, Prevalence, Mortality, and Risk Factors**. Neurologic Clinics, 26, n. 4, p. 871-895, 2008. Doi:10.1016 / j.ncl.2008.07.003

GUZIK, A.; BUSHNELL, C. **Stroke Epidemiology and Risk Factor Management**. CONTINUUM: Lifelong Learning in Neurology, 23, n. 1, 2017. Doi:10.1212 / CON.0000000000000416

HABEEB, A. **Introduction to Artificial Intelligence**. ResearchGate, 2017.

HEIT, J. J. et al. **Automated Cerebral Hemorrhage Detection Using RAPID**. AJNR Am J Neuroradiol, 42, n. 2, p. 273-278, Jan 2021. Doi: 10.3174 / ajnr.A6926.

HERPICH, F.; RINCON, F. **Management of Acute Ischemic Stroke**. Crit Care Med, 48, n. 11, p. 1654-1663, Nov 2020. Doi:10.1097 / CCM.00000000000004597

HICKS, K. A. et al. 2017 **Cardiovascular and Stroke Endpoint Definitions for Clinical Trials**. Journal of the American College of Cardiology, 71, n. 9, p. 1021-1034, 2018. DOI: 10.1016 / j.jacc.2017.12.048.

JEENA, R. S.; KUMAR, S., 2015, **Analysis of Stroke using texture features**. 366-370.

JIANG, F. et al. **Artificial intelligence in healthcare: past, present and future**. Stroke and Vascular Neurology, e000101, 2, 2017. DOI: 10.1136 / svn-2017-000101.

KAMAL, H.; LOPEZ, V.; SHETH, S. A. **Machine Learning in Acute Ischemic Stroke Neuroimaging**. Frontiers in Neurology, 9, n. 945, 2018-November-08 2018. Mini Review . Doi: <https://doi.org/10.3389/fneur.2018.00945>

KIDWELL, C. S. et al. **Design and Retrospective Analysis of the Los Angeles Prehospital Stroke Screen (LAPSS)**. Prehospital Emergency Care, 1998. Doi:10.1080 / 10903129808958878

KNOBEL, E. **Conduitas no paciente grave**. 4<sup>o</sup> ed. 2016.

KOTHARI, et. al. **Cincinnati Prehospital Stroke Scale: Reproducibility and Validity**. Annals of Emergency Medicine, 1999. Doi: 10.1016 / s0196-0644 (99) 70299-4.

KUMAR, A.; MCCULLOUGH, L. **Cerebrovascular disease in women**. Ther Adv Neurol Disord, 14, p. 1756286420985237, 2021. Doi: 10.1177 / 1756286420985237.

KURIAKOSE, D.; XIAO, Z. **Pathophysiology and Treatment of Stroke: Present Status and Future Perspectives**. Int J Mol Sci, 21, n. 20, Oct 15 2020. Doi: 10.3390 / ijms21207609.

LEE, E. J. et al. **Deep into the Brain: Artificial Intelligence in Stroke Imaging**. J Stroke, 19, n. 3, p. 277-285, Sep 2017. Doi:10.5853 / jos.2017.02054

LEVAR, D. et al. **Filling the gaps on stroke research: Focus on inflammation and immunity**. Brain Behav Immun, 91, p. 649-667, Jan 2021. Doi:10.1016 / j.bbi.2020.09.025

MADDALI, A. et al. **Validation of the Cincinnati Prehospital Stroke Scale**. J Emerg Trauma Shock, 11, n. 2, p. 111-114, Apr-Jun 2018. Disponível em: <<https://www.onlinejets.org/text.asp?2018/11/2/111/233413>>

MCLOUTH, J. et al. **Validation of a Deep Learning Tool in the Detection of Intracranial Hemorrhage and Large Vessel Occlusion**. Front Neurol, 12, p. 656112, 2021. Disponível em:< <https://doi.org/10.3389/fneur.2021.656112>>

NOR, A. M. et al. **The Recognition of Stroke in the Emergency Room (ROSIER) scale: development and validation of a stroke recognition instrument**. The Lancet Neurology, 4, n. 11, p. 727-734, 2020/02/25 2005. Doi:10.1016 / S1474-4422 (05) 70201-5

NOR, A. M et al. **Agreement Between Ambulance Paramedic- and Physician-Recorded Neurological Signs With Face Arm Speech Test (FAST) in Acute Stroke Patients**. Stroke, 35, n. 6, p. 1355-1359, 2004.

PAZ, D.; YAGODA, D.; WEIN, T. **Single Site performance of AI software for stroke detection and Triage**. medRxiv, p. 2-11, 2021  
Doi:<https://doi.org/10.1101/2021.04.02.21253083>

PIGRETTI, S. G. et al. **CONSENSO SOBRE ACCIDENTE CEREBROVASCULAR ISQUÉMICO AGUDO**. Argentina: MEDICINA. Vol. 79 (Supl. II): 1-46 p. 2019.

POUNGVARIN, N.; VIRIYAVEJAKUL, A.; KOMONTRI, C. **Siriraj stroke score and validation study to distinguish supratentorial intracerebral haemorrhage from infarction**. Bmj, 302, n. 6792, p. 1565-1567, Jun 29 1991. Doi: 10.1136 / bmj.302.6792.1565.

REBOUÇAS FILHO, P. P. et al. **New approach to detect and classify stroke in skull CT images via analysis of brain tissue densities**. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 148, p. 27-43, 2017. Doi: 10.1016 / j.cmpb.2017.06.011.

SALAZAR, A. J. et al. **Accuracy and Reliability of the Recommendation for IV Thrombolysis in Acute Ischemic Stroke Based on Interpretation of Head CT on a Smartphone or a Laptop.** AJR Am J Roentgenol, 214, n. 4, p. 877-884, Apr 2020.

SARMENTO, R. M. et al. **Automatic Neuroimage Processing and Analysis in Stroke-A Systematic Review.** IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 13, p. 130-155, 2020. Doi:10.1109 / RBME.2019.2934500

SCALZO, F.; NOUR, M.; LIEBESKIND, D. S. **Data science of stroke imaging and enlightenment of the penumbra.** Front Neurol, 6, p. 8, 2015. Doi:<https://doi.org/10.3389/fneur.2015.00008>

SCHMIDT, M. I. et al. **Cohort Profile: Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil).** International Journal of Epidemiology, 44, n. 1, p. 68-75, 2014. Doi: 10.1093/ije/dyu027.

SCHRIGER, D. L. et al. **Cranial computed tomography interpretation in acute stroke: physician accuracy in determining eligibility for thrombolytic therapy.** Jama, 279, n. 16, p. 1293-1297, Apr 22-29 1998. Doi: 10.1001 / jama.279.16.1293.

SHAHANGIAN, B.; POURGHASSEM, H. **Automatic brain hemorrhage segmentation and classification algorithm based on weighted grayscale histogram feature in a hierarchical classification structure.** Biocybernetics and Biomedical Engineering, 36, n. 1, p. 217-232, 2016.

SIRSAT, M. S.; FERMÉ, E.; CÂMARA, J. **Machine Learning for Brain Stroke: A Review.** J Stroke Cerebrovasc Dis, 29, n. 10, p. 105162, Oct 2020. Doi: 10.1016 / j.jstrokecerebrovasdis.2020.105162.

SOARES, J.; SIQUEIRA, A. **Introdução à estatística médica.** 1. ed. 1999.

SWATI G.; SHARMA, D. K.; GUPTAR, M.K. **Artificial Intelligence in Diagnosis and Management of Ischemic Stroke.** Biomedical Journal of Scientific & Technical Research, 13, n. 3, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.26717/BJSTR.2019.13.002398>

TAKAHASHI, N. et al. **Usefulness of z-score mapping for quantification of extent of hypoattenuation regions of hyperacute stroke in unenhanced computed tomography: analysis of radiologists' performance.** J Comput Assist Tomogr, 34, n. 5, p. 751-756, Sep-Oct 2010. Doi:10.1097 / RCT.0b013e3181e66473

TRAN, X. B. et al. **Global Evolution of Research in Artificial Intelligence in Health and Medicine: A Bibliometric Study.** v. 8, n. 3, 2019. Doi: <https://doi.org/10.3390/jcm8030360>

URAL, B.; ÖZİŞİK, P.; HARDALAÇ, F. **An improved computer based diagnosis system for early detection of abnormal lesions in the brain tissues with using magnetic resonance and computerized tomography images.** Multimedia Tools and Applications, 2019/06/05 2019.

VOTER, A. F. et al. **Diagnostic Accuracy and Failure Mode Analysis of a Deep Learning Algorithm for the Detection of Intracranial Hemorrhage.** J Am Coll Radiol, 18, n. 8, p. 1143-1152, Aug 2021. Doi:10.1016 / j.jacr.2021.03.005

WARDLAW, J. M.; MIELKE, O. **Early signs of brain infarction at CT: observer reliability and outcome after thrombolytic treatments systematic review.** Radiology, 235, n. 2, p. 444-453, May 2005. Doi:10.1148 / radiol.2352040262

YEW, K. S.; CHENG, E.M. **Acute stroke diagnosis.** Am Fam Physician, 80, n. 1, p. 33-40, Jul 1 2009.

\_\_\_\_\_. **Diagnosis of acute stroke.** Am Fam Physician, 91, n. 8, p. 528-536, Apr 15 2015.

**APÊNDICE A - Achados de anamnese**

1. O paciente apresenta déficit motor em membro superior, membro inferior ou face?  
( ) Sim  
( ) Não
2. O paciente apresenta alteração da compreensão ou expressão da fala?  
( ) Sim  
( ) Não
3. O paciente apresenta vertigem intensa de caráter súbito e incapacitante?  
( ) Sim  
( ) Não
4. Paciente apresenta cefaleia intensa de caráter súbito?  
( ) Sim  
( ) Não
5. Paciente apresenta sinais de irritação meníngea?  
( ) Sim  
( ) Não
6. Qual o nível de consciência do paciente segundo a escala de COMA de Glasgow?  
( ) 3 ( ) 4 ( ) 5 ( ) 6 ( ) 7 ( ) 8 ( ) 9 ( ) 10 ( ) 11 ( ) 12 ( ) 13 ( ) 14 ( ) 15

**Achados de História pregressa**

7. Paciente é hipertenso?  
( ) Sim  
( ) Não
8. Paciente é diabético?  
( ) Sim  
( ) Não
9. Paciente é tabagista?  
( ) Sim  
( ) Não
10. Paciente apresenta alterações cardíacas?  
( ) Sim  
( ) Não