

# Algoritmo de Otimização por Colônia de Formigas aplicado em Imagens de Tomografia Computadorizada para Detecção de AVC Hemorrágico

Cecília Burle, Walisson Soares e Danilo Regis

**Resumo**— Este artigo apresenta a utilização do algoritmo de otimização por colônia de formigas (ACO - *Ant Colony Optimization*) para detecção de acidente vascular cerebral hemorrágico (AVCh) em imagens de tomografia computadorizada (TC) de cérebro. Foram utilizados o ACO, e as classes do algoritmo *k-means* para a segmentação das áreas hemorrágicas das imagens, com o objetivo de realizar essa detecção com o menor tempo de processamento possível. Assim, criando uma ferramenta computacional (CAD - *Computer-Aided Detection/Diagnostic*) viável para auxiliar profissionais da saúde na detecção do AVCh, sobretudo em serviços de saúde não especializados em radiologia. Foram obtidos ótimos resultados, como um tempo de processamento de 1 minuto e 15 segundos para o conjunto de 22 imagens de um paciente, uma sensibilidade, especificidade e acurácia de 100% por paciente para a base de dados utilizada.

**Palavras-Chave**— AVCh, ACO, Tomografia Computadorizada, Processamento de Imagem.

**Abstract**— This paper presents an use of Ant Colony Optimization (ACO) algorithm for detection of hemorrhagic stroke (CVA) in computed tomography (CT) brain images. ACO and classes of the algorithm *k-means* were used to segment hemorrhagic area of the images, and this detection was performed with minimal processing time. Thus, was possible to create a computational tool (CAD - *Computer-Aided Detection / Diagnostic*) to assist health professionals in the detection of HCV, especially in health services that are not specialized in radiology. Great results were obtained, such as a processing time of 1 minute and 15 seconds for the set of 22 patient images, a sensitivity, specificity and accuracy of 100 % per patient for the database used.

**Keywords**— Hemorrhagic Stroke, ACO, Computed Tomography, Image processing.

## I. INTRODUÇÃO

O acidente vascular cerebral (AVC) ou doença cerebrovascular é um dos principais causadores de mortalidade, de incapacidade funcional, e uma das causas mais comuns de disfunção neurológica da população adulta no mundo [1].

Em países em desenvolvimento e dentro das classes sociais mais baixas, essa tendência de aumento geral dos afetados pelo AVC é ainda mais alta [2]. No Brasil, o AVC é a principal causa de morte, possuindo taxa de ocorrência bem maior do que em outros países da América do Sul [3], [4].

O AVC afeta os vasos sanguíneos que irrigam o território cerebral. Devido à falta de oxigenação, as células nervosas da

área do cérebro afetada não são capazes de desempenhar suas funções básicas, podendo até chegar a morte. O AVC pode ser classificado em dois tipos: hemorrágico (AVCh), decorrente da ruptura de vasos sanguíneos que causa um extravasamento de sangue para o cérebro; e isquêmico (AVCi), decorrente da insuficiência de suprimento sanguíneo cerebral, podendo ser temporário ou permanente [5].

O AVCh é um tipo de hemorragia intracranial aguda (AIH, *acute intracranial hemorrhage*), essa AIH é um sangramento recente dentro do crânio (Chan, 2007). O AVCh ocorre como resultado de um sangramento de uma artéria diretamente dentro da substância cerebral, e representam de 10 a 35% de todos os casos de AVC, dependendo da população estudada [6].

O diagnóstico diferencial entre AVCi e AVCh deve ser feito anteriormente ao tratamento adequado, posto que cada um deles demanda condutas diferentes. Assim, medidas indicadas para o AVCi se aplicadas equivocadamente em um paciente com AVCh podem ter consequências desastrosas, agravando o seu sangramento [7]. Infelizmente, a diferenciação clínica entre o AVCh e AVCi dificilmente pode ser feita, pois suas manifestações são muito semelhantes, sendo necessária a utilização de exames de imagem [8].

A tomografia computadorizada (TC) e a ressonância magnética (RM) são as duas modalidades que são utilizadas regularmente para visualização cerebral [9]. Em relação à RM, a TC é mais acessível, mais comum, de menor custo e mais rápida. A TC sem utilização de contraste é comumente o primeiro exame radiológico a ser feito em uma pessoa com suspeita de AVC [9].

O AVCh é representado na TC como uma hiperdensidade (branco) dentro dos tecidos cerebrais sadios, e a sua detecção é uma das primeiras tarefas na interpretação de TC de cérebro em pacientes que sofrem de distúrbios neurológicos agudos ou de lesões na cabeça. E se a hemorragia for descartada, conclui-se que se trata de um caso de AVCi e, dessa forma, é realizado o tratamento. Apesar de normalmente haver uma rápida detecção da hemorragia, a interpretação pode ser difícil quando a lesão é pequena ou o profissional da saúde que observa o exame é inexperiente, pois existem outras patologias e outras estruturas cerebrais que se apresentam de forma semelhante, hiperdensa, na TC [10].

As ferramentas CAD (*Computer-aided detection/diagnosis*, Diagnóstico/detecção Assistido por Computador) foram e estão sendo desenvolvidas visando auxiliar o médico, pres-

tando um suporte necessário à decisão médica, bem como na detecção e interpretação de doenças de vários órgãos. Uma detecção automática por um CAD da região hiperdensa pode reduzir o tempo de delimitação, remover a variabilidade na detecção em relação ao operador [11].

Como existem muitos serviços de saúde no interior do Brasil que não possuem especialistas em radiologia, essa identificação automática e rápida das áreas de hemorragia poderia auxiliar os profissionais de saúde a fazer o diagnóstico e intervirem com um tratamento adequado mais rapidamente, melhorando o prognóstico dos pacientes [12].

Nos últimos anos, com o rápido desenvolvimento dos algoritmos bioinspirados em processamento de imagens, o algoritmo de otimização de colônia de formigas (Ant Colony Optimization, ACO) vem sendo utilizado para melhorar os resultados de segmentação de imagens [13]. O ACO é essencialmente um sistema de inteligência sofisticado que possui uma alta robustez, uma excelente distribuição computacional e é facilmente combinado com outros métodos [14].

Na literatura existem outros trabalhos que objetivam a detecção de áreas de AVCh utilizando outras técnicas de processamento de imagem, como a limiarização [15], como a utilização de comparações entre imagens normalizadas [11], e também como a utilização de crescimento de regiões e comparações entre os dois hemisférios cerebrais [16], entre outras.

Este trabalho tem como objetivo a implementação de um algoritmo para realizar a detecção de AVCh em imagens de tomografia computadorizada utilizando o algoritmo de otimização por colônia de formigas, auxiliando, dessa forma, o profissional da saúde a chegar em um diagnóstico e em uma proposta de intervenção de forma mais rápida.

## II. ALGORITMO ACO DE SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

O algoritmo ACO é um método heurístico para solução de problemas por meio de grafos. Uma grande quantidade de formigas começam a se movimentar no espaço de solução do problema e cada uma delas individualmente realiza uma pequena ação para a solução, adicionando componentes de solução a soluções parciais até elas alcançarem uma solução completa. A seleção das componentes por uma formiga depende da quantidade de feromônio na trilha e também da função heurística. Para a resolução do problema, a formiga  $b$  utiliza uma regra de seleção probabilística para escolher a trilha [17].

Essa probabilidade da  $b$ -ésima formiga se movimentar de  $i$  para  $j$  pode ser calculada por:

$$P_{ij}^b = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{i \in N_i^b} (\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}, \text{ se } j \in F_i^b, \quad (1)$$

na qual,  $\tau_{ij}$  é a quantidade de feromônio depositado no arco, caminho entre os nós  $i$  e  $j$ , e, ainda, que  $F_i^b$  são os nós vizinhos da formiga  $b$  no nó  $i$ . Essa vizinhança possui alguns nós que ainda não foram visitados pela formiga  $b$ . Assim, utilizando uma técnica de lista dos nós já visitados chamado Tabu, consegue-se prevenir que uma formiga visite duas vezes

o mesmo nó. As constantes  $\alpha$  e  $\beta$  controlam a influência do feromônio e da função heurística, respectivamente. Finalmente,  $\eta_{ij}$  é a informação heurística da passagem do nó  $i$  para o  $j$ . A informação heurística é a medida do custo de se estender a atual solução parcial.

Uma vez que a solução é construída, ela é avaliada e a quantidade de feromônio depositado é relativo a qualidade dessa solução. A deposição de feromônio nos arcos previamente visitados é dada por:

$$\tau_{ij}^{\text{nov}} = \tau_{ij}^{\text{atual}} + \sum_{b=1}^m \Delta\tau_{ij}^b, \quad (2)$$

em que,  $\Delta\tau_{ij}^b$  é a quantidade de feromônio que a formiga  $b$  depositará no arco que vai de  $i$  para  $j$ ,  $m$  é o número total de formigas. Essa quantidade de feromônio adicionada é calculada por:

$$\Delta\tau_{ij}^b = \begin{cases} \frac{1}{C^b}, & \text{se o arco está no caminho da formiga } b \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (3)$$

na qual,  $C^b$  é o custo total do caminho dessa solução. Todos os arcos do mesmo caminho devem possuir o mesmo valor de custo, e a evaporação do feromônio também é aplicada em todos os arcos seguindo a equação 4, em que  $p$  é um parâmetro a ser definido.

$$\tau_{ij} = (1 - p)\tau_{ij}, \quad 0 < p \leq 1 \quad (4)$$

O método de segmentação de imagens utilizando ACO possui duas fases principais, a primeira parte envolve a criação da matriz de feromônio, e a segunda envolve a análise dessa matriz. A situação de uma formiga individual pode ser expressa pela posição ( $r$ ) e a sua orientação ( $\theta$ ) [18]. A probabilidade de movimento da formiga para outro *pixel* em sua vizinhança, depende da intensidade de feromônio nesse *pixel* e também da tendência de mudar a sua atual direção  $w(\Delta\theta)$ . O termo  $w(\Delta\theta)$ , na realidade, expressa que a probabilidade de haver uma mudança brusca na direção do movimento da formiga é bem menor que uma pequena mudança [19].

Considerando o efeito da capacidade sensorial, a quantidade da distribuição de feromônio pode ser calculada por [20]:

$$\rho(\tau) = \left(1 + \frac{\tau}{1 + \delta\tau}\right)^\beta, \quad (5)$$

na qual,  $\tau$  é a intensidade de feromônio naquele *pixel*,  $\beta$  expressa a tendência da formiga seguir o feromônio (valores altos representam que o movimento da formiga é mais baseado na intensidade de feromônio, e valores pequenos representam um movimento aleatório), e  $1/\delta$  é a capacidade sensorial, que expressa a capacidade de cada formiga detectar o feromônio diminui ligeiramente em altas concentrações. Sendo assim, a probabilidade do movimento de uma formiga  $b$  de um nó  $l$  para  $i$  é calculada por:

$$P_{li}^b = \frac{\rho_N(\tau_i) \times w(\Delta\theta_i) \times [\eta_i]^\alpha}{\sum_{j/l} \rho_N(\tau_j) \times w(\Delta\theta_j) \times [\eta_j]^\alpha}, \quad (6)$$

em que  $j/l$  representa todos os nós  $j$  ao redor da vizinhança do nó  $l$ . Para que haja um equilíbrio entre o efeito de  $w(\Delta\theta)$

e  $\rho(\tau)$  no cálculo da probabilidade de movimento,  $\rho(\tau)$  é normalizado pela equação 7.

$$\rho_N(\tau) = \left( \frac{\rho(\tau)}{\max_{i/l}(\rho_i(\tau))} \right) \times 20 \quad (7)$$

A função heurística utilizada é apresentada por:

$$\eta_i = \frac{1}{d_i + \epsilon}, \quad (8)$$

em que  $\epsilon$  é uma constante de valor pequeno e  $d_i$  é valor absoluto da diferença entre o valor do  $i$ -ésimo *pixel* e a média do valor dos *pixels* presentes no caminho atual.

A inicialização das formigas é realizada em cada *pixel* da imagem. E a seleção do *pixel* ocorre por meio de um processo aleatório. A cada iteração do algoritmo, cada formiga se move em direção a um *pixel* vizinho até que seja atingido o número máximo de iterações. Cada formiga pode se mover em direção a um dos seus oito *pixels* adjacentes. Dentre estes *pixels*, o que apresentar o maior valor de  $P$  vai ser escolhido.

Cada vez que uma formiga se dirige ao *pixel* seguinte, o custo do caminho vai sendo calculado e o feromônio do *pixel* vai sendo atualizado usando esse custo. Tendo em vista que o objetivo desse algoritmo é separar diferentes regiões baseando-se em sua escala de cinza, o custo do caminho da formiga  $b$  é a média do valor dos *pixels* por onde a formiga passou ( $\mu_g^b$ ). Essas mudanças são aplicadas usando a equação 9.

$$\tau_i^{\text{nov}} = \omega \tau_i^{\text{atual}} + \delta \tau_i^b \quad (9)$$

Em que  $\delta \tau_i^b$  é o feromônio adicionado ao *pixel* atual, o qual é calculado pela equação 10. Na equação 9, o coeficiente  $\omega$  é usado para evaporar o feromônio ao longo das iterações (evaporação local) e o seu valor está compreendido entre zero e um [21].

$$\delta_i^b = \frac{1}{A + B \mu_g^b} \quad (10)$$

Sendo  $A$  e  $B$  os parâmetros da equação 10. Em cada iteração, depois de todas as formigas completarem os seus caminhos, a matriz de feromônio vai ser atualizada aplicando a evaporação apresentada pela equação 4.

### III. MATERIAIS E MÉTODOS

#### A. Base de Dados

A base de dados utilizada neste trabalho é composta por imagens de TC de cabeça de 307 pacientes. Desses 307, foram selecionados 35 pacientes, pois a maior parte deles eram normais ou com doenças crônicas. Essa base de dados foi disponibilizada pelo Núcleo de Estudos e Pesquisa em Imaginologia (NEPI) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).

Dos 35 exames dos pacientes 7 deles apresentam-se dentro da normalidade, 3, com AVCh, 10, com AVCi, 1, com hemorragia subaracnoidea, e 14, com outras patologias, como perda volumétrica, leucoaraiose, tumor, aneurisma, calcificações, entre outras. Todas as imagens seguem o padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) de imagens médicas possuem dimensões de  $512 \times 512$  *pixels* originalmente. E cada exames de TC de cada paciente possui cerca

de 20 imagens, com o espaçamento de  $8mm$  entre os cortes axiais da cabeça.

Essas imagens obtidas são provenientes da base de dados de um serviço privado ambulatorial de diagnóstico por imagem do interior do estado, de exames de rotina, e foram realizados em aparelho *GE Hi-speed (General Eletrics, Patos-Paraíba)*, helicoidal simples, sem o uso de contraste endovenoso. Esses exames foram colhidos de forma aleatória e consecutiva. As imagens utilizadas neste trabalho, só foram obtidas após a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB), cujo número de registro é: 1.293.095.

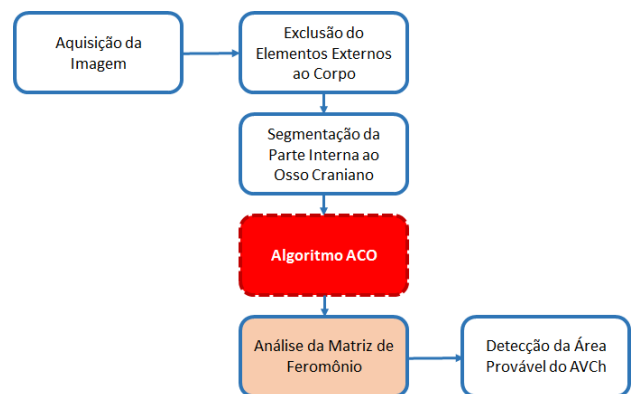
O padrão-ouro utilizado é composto pelo laudo completo de cada um dos pacientes da base de dados obtida e ainda pelas imagens marcadas de todas as lesões indicativas de AVCh.

Assim, as imagens que foram detectadas pelos algoritmos que possuíam a patologia foram analisadas *pixel a pixel*, a fim de definir se aquela área detectada realmente correspondia ao AVCh. O desempenho do algoritmo também foi verificado analisando os resultados do algoritmo por paciente e por cortes. Verificando a correlação caso a caso do laudo e com a imagem de resultado do algoritmo proposto.

#### B. Metodologia

O fluxograma do algoritmo de detecção de AVCh utilizando o ACO está ilustrado na Figura 1. O processamento é iniciado com a aquisição das imagens, seguido pela exclusão da parte óssea e externa ao corpo, para que as formigas só utilizem as informações dos *pixels* que representam realmente o tecido cerebral onde estaria localizada a hemorragia.

Fig. 1: Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCh utilizando o algoritmo ACO proposto.



Fonte: Elaborada pela autora.

A exclusão dos elementos externos é iniciada com uma limiarização, utilizando método de Otsu, aplicada na imagem original. Essa limiarização é seguida da aplicação do operador de Sobel para detecção de bordas. Após a utilização de Otsu e da detecção de bordas, uma imagem que contém apenas os contornos internos e externos à estrutura óssea do crânio é obtida.

A região contida no interior do contorno interno é preenchida com o valor 1 (ou 255), branco, a partir do ponto central,

e o contorno externo é excluído com a aplicação da erosão, que é um operador morfológico que reduz elementos de uma imagem. A segmentação da parte interna ao osso craniano, que corresponde apenas aos tecidos cerebrais, é realizada pela multiplicação entre a imagem que possui o contorno interno preenchido e a imagem original da TC.

Após essa etapa as formigas começam a realizar seu processamento de acordo com o algoritmo descrito anteriormente, e de acordo com a função de atualização de feromônio (Seção II); mais feromônio é depositado quanto menor for a intensidade de tons de cinza dos *pixels* presentes na trilha dessa formiga.

Ao final do processamento do ACO, os locais em que haverá maior deposição de feromônio serão as áreas de menor valor de atenuação dentro dos tecidos cerebrais. Essa área dos menores valores de atenuação são os ventrículos cerebrais, em compensação as áreas em que há a menor deposição de feromônio serão as áreas mais hiperdensas, sendo candidatas a área de hemorragia.

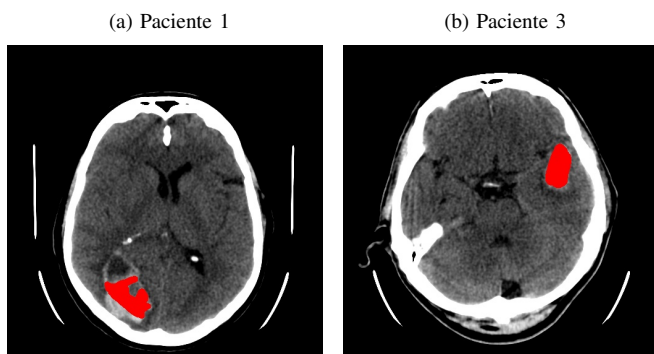
Dessa forma, ao final do processamento do ACO na imagem de TC é gerada uma matriz de feromônio e é utilizado o *k-means* para que os *pixels* dessa imagem sejam separados em 4 classes, que representariam a substância branca, a substância cinzenta, o ventrículo e a possível área de AVCh a ser analisada.

Como o objetivo desse algoritmo é a detecção de áreas de hemorragia, então a classe que possuía o menor valor de centro, ou seja, os menores valores de deposição de feromônio, por possuírem os valores de densidade mais altos, era analisada. Assim, se os *pixels* da imagem original que se encontram na mesma posição em que os *pixels* da classe de menor centro e possuem uma densidade entre 54 e 72, semelhante ao sangue agudo (hemorragia), essa classe é a colorida em vermelho e determinada como área de provável de hemorragia do AVC.

#### IV. RESULTADOS

As imagens mostradas na Figura 2a e 2b foram obtidas após o processamento de todas as imagens da base de dados com o método do ACO. Nelas é possível observar que existem áreas assinaladas em vermelho, que representam as áreas de hemorragia detectadas pelo algoritmo.

Fig. 2: Imagem final do algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.



Na Tabela I está apresentada a análise estatística dos resultados obtidos pelo algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO por paciente. Da mesma forma, nas Tabelas II e III são apresentadas as análises estatísticas, por corte e por *pixel*, dos resultados do algoritmo.

TABELA I: Análise estatística por paciente dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
100%	100%	100%

TABELA II: Análise estatística por corte dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
51,85%	100%	99,99%

TABELA III: Análise estatística por *pixel* dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
34,94%	99,99%	99,97%

O algoritmo apresenta valores de sensibilidade para as análises por cortes ou *pixel a pixel* de 51% e 34%, respectivamente, porém apresentam uma melhora de 23% em relação ao algoritmo que realiza a detecção utilizando limiarização [15]. E a sensibilidade na análise por paciente e a acurácia e especificidade obtidas foram todas acima 99%.

O tempo de processamento obtido para o processamento do conjunto das 22 imagens de cada paciente foi de 1 minuto e 15 segundos, em um *desktop* com memória RAM de 8 *Gigabytes* (GB) e um processador AMD Phenom II X4. O tempo obtido foi superior aos 8 segundos obtidos no processamento utilizando limiarização [15], e os outros trabalhos da literatura não possuem um parâmetro de tempo de processamento.

Esse algoritmo apresenta uma sensibilidade de 51,85% para análise dos resultados por corte e cerca de 35% para a análise por *pixel*, valores baixos, porém superiores ao algoritmo utilizando limiarização apresentando uma melhora de aproximadamente 23% na detecção por *pixels* e de 7% na detecção por cortes [15].

Porém os valores de especificidade e acurácia para todas as análises foram superiores a 99%, o que representa um bom resultado quando comparados a outros trabalhos de detecção de AVCh como o de Gillebert *et al.* [11] que apresenta uma acurácia entre a área delimitada manual e automaticamente variando de 52 a 89%.

No trabalho de Gan *et al.* [16] é apresentado um grau de coincidência da área de 86,4%, porém o algoritmo desenvolvido apresenta resultados para a sensibilidade menores por *pixels* de, aproximadamente, 35%. Por outro aspecto, no trabalho de Gan *et al.* [16] foram utilizados no processamento apenas as imagens de 8 pacientes que sofreram AVCh, não foi

processada nenhuma imagem normal, nem com outros tipos de patologias.

Como esse trabalho utiliza a técnica de segmentação utilizando ACO de forma inovadora para a detecção de AVCh não existem outras literaturas muito semelhantes que realizem esse tipo de aplicação. Porém no trabalho de Soleimani & Vinchek [19] a segmentação de imagens utilizando ACO é utilizada para realizar a segmentação de tumores em imagens de RM, nesse trabalho não há resultados estatísticos, como a sensibilidade e a especificidade. Entretanto, um dos resultados obtidos descritos foi o do tempo de processamento entre 2 a 5 minutos para uma imagem. Dessa forma, os tempos de processamento total para 22 imagens no algoritmo implementado não superou 1 minuto e 15 segundos.

## V. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi possível detectar as áreas de hemorragia causadas por AVCh utilizando-se um processamento novo, utilizando a segmentação de imagens baseada no algoritmo de otimização por colônias de formigas, obtendo-se uma acurácia e uma sensibilidade de 100% na análise por paciente.

Como uma das motivações é a utilização desse algoritmo em serviços de saúde distantes dos grandes centros e não especializados em radiologia, então a detecção do paciente que possui a patologia seria a taxa estatística mais relevante nesse caso, pois o algoritmo seria utilizado para chamar atenção da pessoa que está atendendo para o paciente que pode estar com uma hemorragia e ser encaminhado para um centro de referência o mais rápido possível. Dessa forma, as taxas das análises estatísticas volumétricas da lesão (por cortes) e da área em si acometida pela patologia (por *pixel*) seriam de menor interesse para esse objetivo.

Obteve-se o processamento do conjunto de 22 imagens de TC de cada paciente em 1 minuto e 15 segundos. Sendo assim, o algoritmo implementado obteve um ótimo resultado para a base de dados utilizada não produzindo nenhum erro na análise por paciente e o processamento foi realizado em um curto intervalo de tempo, em relação ao tempo total de realização do exame de TC de crânio que é em média de 15 a 30 minutos.

Dessa forma, esse algoritmo pode ser embarcado e usado em serviços de saúde não especializados em radiologia para auxiliar o diagnóstico dessa patologia, a fim de acelerar esse diagnóstico, tornando possível uma intervenção terapêutica mais rápida, melhorando assim o prognóstico dos pacientes acometidos. É necessário ainda a realização de testes utilizando outras bases de dados, para validar de forma concreta o algoritmo desenvolvido. E ainda é preciso uma melhor identificação da área acometida pela hemorragia, melhorando a taxa de acerto por cortes e por *pixel*, utilizando outras abordagens de processamento como o aprendizado de máquina, entre outros.

## REFERÊNCIAS

- [1] A. Desikan, S. Crichton, U. Hoang, B. Barratt, S. D. Beevers, F. J. Kelly, and C. Wolfe, "Effect of exhaust-and nonexhaust-related components of particulate matter on long-term survival after stroke," *Stroke*, no. 12, pp. 2916–2922, 2016.

- [2] A. S. Go, D. Mozaffarian, V. L. Roger, E. J. Benjamin, J. D. Berry, M. J. Blaha, S. Dai, E. S. Ford, C. S. Fox, S. Franco *et al.*, "Heart disease and stroke statistics—2014 update: a report from the American Heart Association," *Circulation*, vol. 129, no. 3, pp. 138–163, 2014.
- [3] J. J. F. Carvalho, M. B. Alves, G. Á. A. Viana, C. B. Machado, B. F. C. dos Santos, A. H. Kanamura, C. L. Lottenberg, M. C. Neto, and G. S. Silva, "Stroke epidemiology, patterns of management, and outcomes in Fortaleza, Brazil: a hospital-based multicenter prospective study," *Stroke*, vol. 42, no. 12, pp. 3341–3346, 2011.
- [4] P. Brasil, "População deve ficar atenta aos riscos do AVC," *Saúde: Portal Brasil*, 29 outubro 2012. [Online]. Available: <http://www.brasil.gov.br/saude/2012/10/no-dia-mundial-do-avc-pais-alerta-populacao-contra-a-doenca>
- [5] G. A. Donnan, M. Fisher, M. Macleod, and S. M. Davis, "Stroke," *The Lancet*, vol. 371, no. 9624, pp. 1612–1623, Maio 2008.
- [6] M. J. O'Donnell, D. Xavier, L. Liu, H. Zhang, S. L. Chin, P. Rao-Melacini, S. Rangarajan, S. Islam, P. Pais, M. J. McQueen *et al.*, "Risk factors for ischaemic and intracerebral haemorrhagic stroke in 22 countries (the interstroke study): a case-control study," *The Lancet*, vol. 376, no. 9735, pp. 112–123, 2010.
- [7] N. Tomura, K. Uemura, A. Inugami, H. Fujita, S. Higano, and F. Shishido, "Early ct finding in cerebral infarction: obscuration of the lentiform nucleus," *Radiology*, vol. 168, no. 2, pp. 463–467, 1988.
- [8] E. Hudyma and G. Terlikowski, "Computer-aided detecting of early strokes and its evaluation on the base of ct images," in *International Multiconference on Computer Science and Information Technology (IMCSIT)*. IEEE, 2008, pp. 251–254.
- [9] N. H. Rajini and R. Bhavani, "Computer aided detection of ischemic stroke using segmentation and texture features," *Measurement*, vol. 46, no. 6, pp. 1865–1874, 2013.
- [10] T. Chan, "Computer aided detection of small acute intracranial hemorrhage on computer tomography of brain," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 31, no. 4, pp. 285–298, 2007.
- [11] C. R. Gillebert, G. W. Humphreys, and D. Mantini, "Automated delineation of stroke lesions using brain ct images," *NeuroImage: Clinical*, vol. 4, pp. 540–548, 2014.
- [12] A. P. D. Binotto, M. S. Torres, I. Sachpazidis, R. Gomes, and C. E. Pereira, "T@ lemed: um estudo de caso de tele-saúde baseado em imagens de ultra-som," in *X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde*, 2006, pp. 1273–1277.
- [13] X. Zhao, M.-E. Lee, and S.-H. Kim, "Improved image thresholding using ant colony optimization algorithm," in *International Conference on Advanced Language Processing and Web Information Technology (ALPIT)*. IEEE, 2008, pp. 210–215.
- [14] P. Huang, H. Cao, and S. Luo, "An artificial ant colonies approach to medical image segmentation," *computer methods and programs in biomedicine*, vol. 92, no. 3, pp. 267–273, 2008.
- [15] C. B. Aguiar, W. S. Soares, M. G. A. R. Santos, M. O. Alencar, S. A. Araújo-Neto, and D. M. Regis, "Detecção do acidente vascular cerebral hemorrágico em imagens de tomografia computadorizada utilizando limiarização," in *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrt 2016)*, 2016, pp. 167–171.
- [16] J.-G. Gan, Y.-W. Wang, J.-L. Su, and L. Chan, "The development of cad system for hemorrhagic stroke in computed tomography images," in *IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB)*. IEEE, 2014, pp. 1–4.
- [17] M. Dorigo, M. Birattari, and T. Stutzle, "Ant colony optimization," *IEEE computational intelligence magazine*, vol. 1, no. 4, pp. 28–39, 2006.
- [18] D. R. Chialvo and M. M. Millonas, "How swarms build cognitive maps," in *The biology and technology of intelligent autonomous agents*. Springer, 1995, pp. 439–450.
- [19] V. Soleimani and F. H. Vinchek, "Improving ant colony optimization for brain mri image segmentation and brain tumor diagnosis," in *First Iranian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (PRIA)*. IEEE, 2013, pp. 1–6.
- [20] A. Alvarenga, "Artificial ant colony: Features and applications on medical image segmentation," in *2011 Pan American Health Care Exchanges*. IEEE, 2011, pp. 96–101.
- [21] A. R. Malisia and H. R. Tizhoosh, "Image thresholding using ant colony optimization," in *The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'06)*. IEEE, 2006, pp. 26–26.