

GRANULAR COMPUTING BASED ON COMPLEX FUZZY SIMILARITY MEASURES IN DENTAL DIAGNOSIS SUPPORT

Tran Manh Tuan^{1,2,3*}, Tran Thi Ngan³, Vu Anh Tuan⁴

¹Graduate University of Science and Technology – VAST, ²Institute of Information Technology - VAST

³Thuyloi University, ⁴TNU - University of Medicine and Pharmacy

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p>Received: 09/3/2021</p> <p>Revised: 11/5/2021</p> <p>Published: 24/5/2021</p>	<p>The application of support techniques in disease examination is an important factor in reducing the overloading of doctors. The problem is how come the technologies can increase the accuracy of diagnosing. In this paper, we develop an model integrating granular computing and complex fuzzy similarity measures. Firstly, complex fuzzy similarity measures are used in order to evaluate the similarity degree among standard samples and the diagnosis samples. Then, the granular computing is applied to select the highest ability of the disease that the patients can be affected. The proposed model is implemented on dental dataset including X-ray images of wisdom teeth deviate. The experimental results show that the novel model gets higher accuracy than other related methods. This research supports to the dentists in wisdom teeth deviate diagnosing.</p>
<p>KEYWORDS</p> <p>Granular computing Complex fuzzy theory Diagnosis support Dentistry Similarity measures</p>	

TÍNH TOÁN HẠT DỰA TRÊN ĐỘ ĐO TƯƠNG ĐỒNG MỜ PHỨC TRONG HỖ TRỢ CHẨN ĐOÁN NHA KHOA

Trần Mạnh Tuấn^{1,2,3*}, Trần Thị Ngân³, Vũ Anh Tuấn⁴

¹Học viện Khoa học và Công nghệ - Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

²Viện Công nghệ thông tin - Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

³Trường Đại học Thủy lợi, ⁴Trường Đại học Y Dược - ĐH Thái Nguyên

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
<p>Ngày nhận bài: 09/3/2021</p> <p>Ngày hoàn thiện: 11/5/2021</p> <p>Ngày đăng: 24/5/2021</p>	<p>Việc ứng dụng công nghệ trợ giúp trong quá trình thăm khám bệnh là nhân tố quan trọng trong việc giảm tải công việc của bác sĩ. Vấn đề đặt ra là làm thế nào để các công nghệ nâng cao được chính xác trong chẩn đoán. Trong nghiên cứu này, chúng tôi phát triển một mô hình kết hợp giữa tính toán hạt với các độ đo tương đồng mờ phức. Trước hết, độ đo tương đồng mờ phức được sử dụng để đánh giá độ tương đồng giữa các mẫu bệnh chuẩn với mẫu cần chẩn đoán. Sau đó tính toán hạt được áp dụng để lựa chọn xem bệnh nào có khả năng mắc cao nhất. Mô hình đề xuất được thực nghiệm trên bộ dữ liệu ảnh nha khoa bao gồm các ảnh X-quang về bệnh răng khôn mọc lệch. Kết quả thực nghiệm chứng tỏ mô hình mới có độ chính xác tốt hơn so với một số phương pháp khác. Kết quả nghiên cứu này sẽ hỗ trợ các nha sĩ trong chẩn đoán bệnh răng khôn mọc lệch.</p>
<p>TỪ KHÓA</p> <p>Tính toán hạt Lý thuyết mờ phức Hỗ trợ chẩn đoán Nha khoa Độ đo tương tự</p>	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.4128>

* Corresponding author. Email: tmtuan@tlu.edu.vn

1. Giới thiệu

Nhu cầu về chăm sóc sức khỏe tại Việt Nam ngày một cao dẫn đến tình trạng quá tải tại hầu hết bệnh viện ở Việt Nam, đặc biệt là các bệnh viện tuyến trung ương. Cùng với sự phát triển của khoa học kỹ thuật thì việc sử dụng công nghệ không thể thiếu trong quá trình hỗ trợ chẩn đoán. Sự trợ giúp của công nghệ không những giảm tải cho bác sĩ làm việc tại các bệnh viện mà còn nâng cao được chất lượng chăm sóc sức khỏe người dân.

Zadeh [1] đã đề xuất tập mờ (FS) như một cách tiếp cận để biểu diễn và xử lý các sự kiện mờ, không chắc chắn. Hệ thống suy luận mờ (FIS) được sử dụng để tạo ra các hệ luật mờ, được áp dụng trong việc giải các bài toán trong các lĩnh vực khác nhau như phát hiện [2], dự đoán [3], phân loại [4]. Tập mờ phức (CFS) [5] là phần mở rộng của tập mờ, trong đó hàm thuộc bao gồm cả biên độ và pha. Sau đó, Ramot và cộng sự [6] đề xuất một khuôn khổ mới cho suy luận logic bằng cách sử dụng lý thuyết CFS được đặt tên là logic mờ phức tạp (CFL). Mặc dù CFS và các phần mở rộng của CFS không được áp dụng trực tiếp trong các ứng dụng, CFS được coi là một khái niệm cơ bản để làm cho các hệ thống thông minh có khả năng xử lý các vấn đề khác nhau [7]. Gần đây, hệ suy luận mờ phức dựa trên Mamdani (M-CFIS) đã được đề xuất trong [8]. Một số hệ suy luận khác trong CFS cũng đã được phát triển như hệ suy luận mờ phức kết hợp với mạng neuron (ANCFIS) hay với các mô hình TSK bậc cao hơn [9]. Setnes và cộng sự [10] đề xuất một đo độ tương tự mờ dựa trên việc so sánh giữa hai luật mờ với nhau. Các độ đo tương tự mờ phức bao gồm các khoảng cách mờ phức cũng đã được nghiên cứu [11]. Các đề xuất trên cũng đã giải quyết được một số bài toán dự báo các nhân lớp cho dữ liệu. Tuy nhiên, việc kết hợp giữa các độ đo mờ để đưa ra một kết quả tin cậy cũng chưa được đề cập trong các nghiên cứu này.

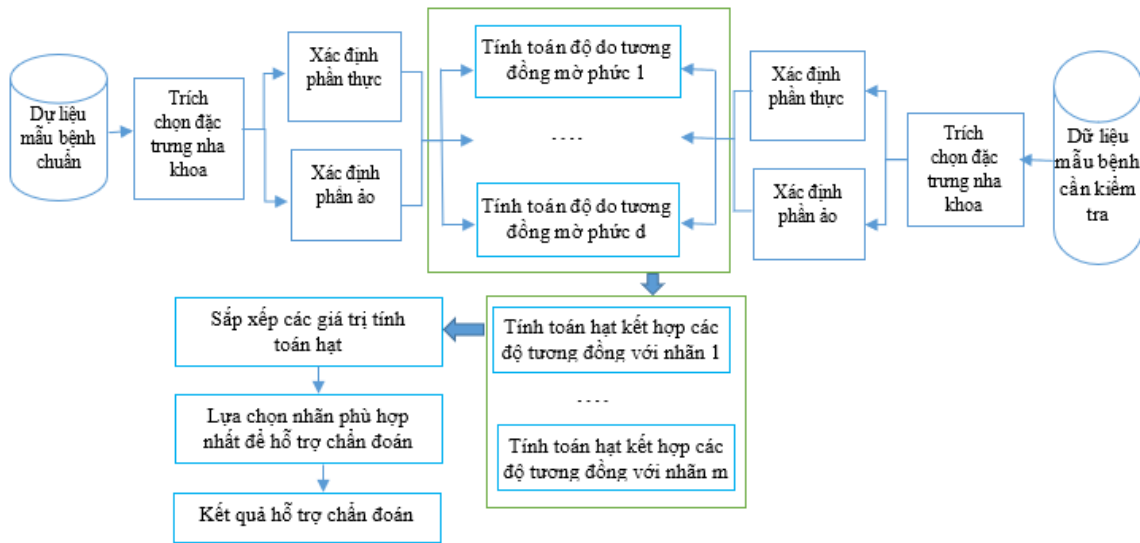
Tính toán hạt (Granular Computing - GrC) là một mô hình xử lý thông tin đang phát triển trong trí tuệ nhân tạo và các hệ thống tập trung vào con người. Tính toán hạt ban đầu được gọi là hạt thông tin hoặc kết hạt thông tin có liên quan đến nghiên cứu bộ mờ và xuất hiện vào năm 1996 trong nghiên cứu của Zadeh [1]. Tuy nhiên, thuật ngữ tính toán hạt, lần đầu tiên được đề xuất bởi giáo sư Lin [12] là một mô hình điện toán tổng hợp có hiệu quả trong giải quyết các phần tử và các hạt, các tập con tổng quát mờ. Mục tiêu của tính toán hạt là xây dựng một mô hình tính toán hiệu quả để xử lý một lượng rất lớn dữ liệu, thông tin và kiến thức.

Dựa trên phân tích các kết quả đã công bố, trong nghiên cứu này chúng tôi đưa một mô hình kết hợp giữa tính toán hạt với các độ đo tương đồng mờ phức. Trước hết, độ đo tương đồng mờ phức được sử dụng để đánh giá độ tương đồng giữa các mẫu bệnh chuẩn với mẫu bệnh cần chẩn đoán. Sau đó, tính toán hạt được áp dụng để lựa chọn xem bệnh nào có khả năng mắc cao nhất. Dựa trên kết quả này, nhãn của mẫu bệnh cần chẩn đoán được xác định. Từ đó hỗ trợ các bác sĩ nhanh chóng chẩn đoán bệnh cho bệnh nhân với độ chính xác cao hơn.

Bố cục các phần tiếp theo của bài báo như sau: phần 2 chúng tôi mô tả phương pháp được đề xuất trong nghiên cứu này, phần 3 trình bày các kết quả thực nghiệm và một số đánh giá hiệu năng của phương pháp mới so với một số phương pháp khác. Cuối cùng là các kết luận và hướng nghiên cứu trong thời gian tới sẽ được trình bày ở phần 4 của bài báo.

2. Mô hình kết hợp giữa độ đo tương tự mờ phức và tính toán hạt

Trong phần này, chúng tôi đưa ra mô hình kết hợp giữa độ đo tương tự mờ phức với tính toán hạt trong hỗ trợ chẩn đoán GCFSM (Granular Complex Fuzzy Similarity Measures) (Hình 1). Từ các mẫu bệnh thu thập ban đầu là các ảnh X-quang nha khoa đã được xác định nhãn, mẫu cần kiểm tra xác định xem có bị bệnh hay không. Nội dung liên quan đến trích chọn các đặc trưng của ảnh được trình bày ở mục 2.1. Từ dữ liệu đặc trưng của ảnh, phần thực và phần ảo của số mờ phức được xác định (mục 2.2). Sau đó, xác định các độ tương đồng mờ phức giữa các mẫu bệnh (mục 2.3) giữa mẫu cần kiểm tra với các mẫu bệnh chuẩn. Quá trình sử dụng tính toán hạt để kết hợp các độ đo mờ phức với các nhãn được trình bày ở mục 2.4. Sắp xếp giá trị tính toán hạt giữa các nhãn để lựa chọn ra nhãn phù hợp nhất đưa ra kết quả hỗ trợ chẩn đoán.



Hình 1. Mô hình kết hợp giữa độ đo tương tự mờ phức với tính toán hạt

2.1. Trích chọn đặc trưng

2.1.1. Entropy, giá trị Edge và cường độ [13]

Entropy: đo lường mức độ ngẫu nhiên của thông tin đạt được trong một phạm vi nhất định và được tính bằng các công thức (1), (2) sau:

$$r(x, y) = - \sum_{i=1}^L p(z_i) \log_2 p(z_i) \tag{1}$$

Trong đó, z là một biến ngẫu nhiên, p(z_i) là xác suất của pixel thứ i, i = 1, 2, ..., L (L là số điểm ảnh).

$$R(x, y) = \frac{r(x, y)}{\max\{r(x, y)\}} \tag{2}$$

Giá trị edge và cường độ: đo số những thay đổi của các giá trị điểm ảnh trong một khu vực và được xác định bởi các phương trình (3)-(5).

$$e(x, y) = \sum_{p=-\lfloor w/2 \rfloor}^{\lfloor w/2 \rfloor} \sum_{q=-\lfloor w/2 \rfloor}^{\lfloor w/2 \rfloor} b(x, y), \tag{3}$$

$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{khi } \nabla f(x, y) \geq T_1 \\ 0, & \text{khi } \nabla f(x, y) < T_1 \end{cases} \tag{4}$$

$$\nabla f(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial g(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial g(x, y)}{\partial y}\right)^2} \tag{5}$$

Trong đó, ∇f(x, y) là độ dài của vectơ gradient; b(x, y) và e(x, y) là ảnh nhị phân và cường độ của ảnh X-quang tương ứng; T₁ là một ngưỡng. Chuẩn hóa giá trị edge và cường độ, ta có các phương trình sau đây:

$$E(x, y) = \frac{e(x, y)}{\max\{e(x, y)\}}, \tag{6}$$

$$G(x, y) = \frac{g(x, y)}{\max\{g(x, y)\}}. \tag{7}$$

2.1.2. Mẫu nhị phân cục bộ (Local Patterns Binary – LBP) [13]

Đặc trưng này được sử dụng để xác định sự khác biệt giữa các phân đoạn trong một ảnh X-quang. Đặc trưng này bất biến đối với bất kỳ thay đổi cường độ ánh sáng và bảo đảm trật tự của mật độ điểm ảnh trong một khu vực nhất định. Giá trị LBP được tính theo các bước sau đây:

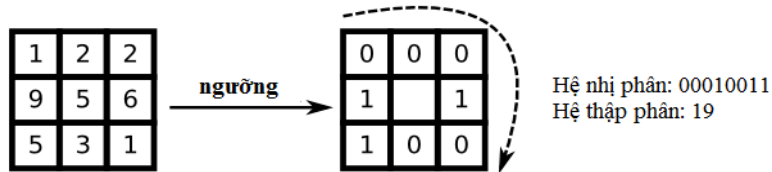
- Bước 1: Chọn cửa sổ có kích thước 3 x 3 với một điểm ảnh trung tâm nhất định (Hình 2).

- Bước 2: So sánh giá trị của điểm ảnh xung quanh với những điểm ảnh trung tâm trong cửa sổ. Nếu giá trị của điểm ảnh đang xét lớn hơn hoặc bằng giá trị tại điểm ảnh trung tâm thì đánh dấu 1, ngược lại giá trị của điểm ảnh xung quanh đang xét nhỏ hơn giá trị điểm ảnh trung tâm thì đánh dấu 0.

- Bước 3: Đặt tất cả các giá trị nhị phân từ các điểm ảnh ở góc trên bên trái đến các điểm ảnh cuối theo chiều kim đồng hồ thành một chuỗi 8-bit. Sau đó chuyển nó sang hệ thập phân.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 s(g_n - g_c)2^n, \tag{8}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & \text{Khác} \end{cases} \tag{9}$$



Hình 2. Cách tính LBP

2.1.3. Đặc trưng Gradient

Các bước sau đây tính toán giá trị gradient [13].

- Bước 1: Áp dụng bộ lọc Gaussian với ảnh X-quang để giảm nhiễu nền.

- Bước 2: Áp dụng bộ lọc Gaussian (DoG) để tính toán sự khác biệt của ảnh theo trục x và y.

Mỗi điểm ảnh được đặc trưng bởi một vectơ gradient.

- Bước 3: Chuẩn hóa vectơ gradient và nhận được một vectơ hai chiều cho mỗi điểm ảnh.

$$\theta(z) = [\sin \alpha, \cos \alpha] \tag{10}$$

Với α là hướng của vectơ gradient.

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2} \tag{11}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x + 1, y + 1) - L(x - 1, y - 1)) / (L(x + 1, y) - L(x - 1, y))) \tag{12}$$

$$L(x, y, k\sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y) \tag{13}$$

$$G(x, y, k\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \tag{14}$$

Trong đó, $I(x, y)$ là một vectơ điểm ảnh, $G(x, y, k)$ là một hàm Gaussian của điểm ảnh, $*$ là toán tử chập giữa x và y , σ là một ngưỡng.

2.1.4. Đặc trưng mức Patch

Đặc trưng này được sử dụng để tính toàn bộ vectơ gradient với từng điểm ảnh ở mức patch, được biểu thị bởi $\delta(z)$ [13].

$$F_h(P) = \sum_{z \in P} \tilde{m}(z)\delta(z) \tag{15}$$

$$\tilde{m}(z) = \frac{m(z)}{\sqrt{\sum_{z \in P} m(z)^2 + \epsilon_g}} \tag{16}$$

Với $m(z)$ là biên độ gradient tại điểm ảnh z , $\tilde{m}(z)$ là giá trị tiêu chuẩn của $m(z)$ và ϵ_g là hằng số. $\delta(z)$ thường được xác định bởi phương pháp Hard Binning như sau:

$$\delta_h(z) = \begin{cases} 1 & \text{khi } \left\lfloor \frac{d\theta(z)}{2\pi} \right\rfloor = i - 1 \\ 0 & \text{khi } \left\lfloor \frac{d\theta(z)}{2\pi} \right\rfloor \neq i - 1 \end{cases} \tag{17}$$

2.2. Xác định phần thực và phần ảo

Từ dữ liệu đặc trưng trích chọn, dữ liệu thực và dữ liệu ảo được xây dựng như sau:

Với dữ liệu mẫu đã xác định nhân:

- Dữ liệu thực được xác định là các giá trị dữ liệu gốc.
- Dữ liệu ảo tại mẫu P của đặc trưng Q được xác định là var.P (hàng) + var.Q (cột) trong đó:
+ var.P (hàng) là phương sai trong hàng tại hàng P;
+ var.Q (cột) là phương sai theo cột tại cột Q.

Với dữ liệu mẫu dữ liệu cần xác định nhân:

- Phần thực được xác định là giá trị dữ liệu gốc.
- Phần ảo được xác định là sai số của mẫu cần xác định nhân so với dữ liệu trong tập mẫu đã có nhân.

2.3. Độ đo tương tự mờ phức

2.3.1. Độ đo tương tự mờ phức Cosine

Độ đo tương tự giữa mờ phức cosine là độ đo được tính toán bởi phép tích vô hướng bên trong giữa hai vectơ chia cho tích của hai độ dài vectơ đó. Đó được coi là cosine của góc giữa hai vectơ biểu diễn hai tập mờ phức. Chúng được xác định như sau:

Cho hai tập mờ phức $S_1 = r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)}$ và $S_2 = r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)}$ trong S với mọi $x \in X$. Độ đo tương tự mờ phức cosine (kí hiệu CFCFSM) giữa hai tập mờ phức S_1 và S_2 được định nghĩa theo công thức sau:

$$C_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{(a_1 b_1)(a_2 b_2)}{\sqrt{(a_1 b_1)^2 + \sqrt{(a_2 b_2)^2}} \quad (18)$$

Với $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$; $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$;

2.3.2. Độ đo tương tự mờ phức Dice

Cho hai tập mờ phức $S_1 = r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)}$ và $S_2 = r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)}$ trong S với mọi $x \in X$. Độ đo tương tự mờ phức Dice (kí hiệu CFDSM) giữa hai tập mờ phức S_1 và S_2 được định nghĩa theo công thức sau:

$$D_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{2\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{a_1 b_1 + a_2 b_2} \quad (19)$$

Với $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$; $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$;

2.3.3. Độ đo tương tự mờ phức Jaccard

Cho hai tập mờ phức $S_1 = r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)}$ và $S_2 = r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)}$ trong S với mọi $x \in X$. Độ đo tương tự mờ phức Jaccard (kí hiệu CFJSM) giữa hai tập mờ phức S_1 và S_2 được định nghĩa theo công thức sau:

$$J_{CFS} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\sqrt{a_1 b_1 a_2 b_2}}{(a_1 b_1 + a_2 b_2) - (\sqrt{a_1 b_1} + \sqrt{a_2 b_2})} \quad (20)$$

Với $a_1 = \text{Re}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $b_1 = \text{Im}(r_{S_1}(x)e^{jws_1(x)})$; $a_2 = \text{Re}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$; $b_2 = \text{Im}(r_{S_2}(x)e^{jws_2(x)})$

2.4. Tính toán hạt

Các giá trị của các độ đo mờ phức đã được trình bày ở trên. Mỗi độ đo tương đồng mờ phức là 1 vector mà mỗi thành phần là giá trị độ đo của các mẫu đã được gán nhãn với mẫu cần kiểm tra ứng với từng nhãn j theo các độ đo đã trình bày (D_j^1, D_j^2, D_j^3). Khi đó, tính toán hạt [6] được sử dụng để tính khả năng mẫu đang xét được gán nhãn j .

$$F_j = a_j^1 D_j^1 + a_j^2 D_j^2 + a_j^3 D_j^3 \quad (21)$$

Trong đó, a_j^1, a_j^2, a_j^3 là các tham số được tính toán hạt xác định trong quá trình thực hiện. Dựa vào kết quả thu được, nhãn có khả năng cao nhất sẽ được gán cho mẫu đang xét. Điều này hỗ trợ quá trình chẩn đoán bệnh của bác sĩ được nhanh hơn.

3. Một số kết quả thực nghiệm

Dữ liệu thực nghiệm là bộ dữ liệu được thu thập từ các bệnh nhân thăm khám và điều trị tại Viện Đào tạo răng hàm mặt, trường Đại học Y Hà Nội. Bộ dữ liệu gồm 477 ảnh X-quang nha khoa từ 2018-2019, trong đó có 300 mẫu của các bệnh nhân có răng khôn mọc lệch và 177 mẫu của bệnh nhân không có răng khôn mọc lệch. Loại ảnh thu thập là ảnh X-quang chóp răng được chụp bởi hệ thống máy X-quang kỹ thuật số không dây của hãng Aceton. Trong thực nghiệm của mình, chúng tôi sử dụng 250 mẫu có bệnh và 150 mẫu không bệnh để huấn luyện mô hình (mẫu đã được gán nhãn). Các mẫu còn lại, gồm 50 mẫu có bệnh và 27 mẫu không bệnh được loại bỏ nhãn (có/không có bệnh) để thực hiện việc kiểm tra đánh giá. Số liệu được mô tả cụ thể ở bảng 1.

Bảng 1. Mô tả dữ liệu

Loại mẫu	Số mẫu	Số mẫu huấn luyện	Số mẫu kiểm tra
Có bệnh	300	250	50
Không bệnh	177	150	27
Tổng mẫu	477	400	77

Các độ đo dùng để đánh giá và so sánh hiệu năng của thuật toán đề xuất với các thuật toán có liên quan bao gồm: Time, Accuracy [14], Recall [14], Precision [14]. Đồng thời, chúng tôi đánh giá hiệu năng của mô hình phát triển GCFSM với một số mô hình đã được nghiên cứu gần đây FIS [15] và SSFCFSM [16].

Bảng 2. Bảng kết quả thực nghiệm

	Time	Accuracy	Recall	Precision
FIS	1.3256	0.8253	0.8355	0.8342
SSFCFSM	1.6533	0.8653	0.8743	0.8536
GCFSM	1.1663	0.8673	0.8532	0.8637

Kết quả thực nghiệm, đánh giá dựa trên các độ đo đánh giá hiệu năng giữa thuật toán trên cùng bộ dữ liệu. Dựa trên bảng kết quả (bảng 2) thì mô hình phát triển của nhóm phát triển GCFSM cho kết quả tốt với các độ đo Time, Accuracy, Precision, còn độ đo Recall thì thuật toán SSFCFSM cho kết quả tốt hơn. Như vậy, dựa trên bốn độ đo đánh giá hiệu năng thì mô hình mới phát triển cho kết quả tốt hơn so với 2 thuật toán được so sánh.

4. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đã phát triển dựa trên việc kết hợp giữa tính toán hạt với độ đo tương tự mờ phức. Đóng góp chính của bài báo là đề xuất mô hình kết hợp được trình bày chi tiết trong phần 2. Ngoài ra, các kết quả thực nghiệm được trình bày trong phần 3. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã i) đưa ra một mô hình kết hợp giữa tính toán hạt với các độ đo tương tự mờ phức; ii) cài đặt, thực nghiệm mô hình kết hợp trên bộ dữ liệu ảnh X-quang nha khoa; iii) đánh giá so sánh mô hình mới với các thuật toán FIS, SSFCFSM. Kết quả thực nghiệm chỉ ra rằng, hiệu năng của mô hình cải tiến tốt hơn với các độ đo Time, Accuracy, Precision và thấp hơn không đáng kể khi dùng độ đo Recall.

Nghiên cứu này mở ra một số hướng nghiên cứu mới có thể được phát triển trong tương lai như cài đặt một số ứng dụng trong các bài toán hỗ trợ chẩn đoán bệnh khác; áp dụng thuật toán cải tiến kết hợp với các đặc trưng nha khoa để xây dựng hệ hỗ trợ chẩn đoán nha khoa từ hình ảnh.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được thực hiện dưới sự tài trợ của đề tài sau tiến sĩ, mã số: GUST.STS.ĐT2018- TT01 từ Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Ngoài ra, nhóm tác giả xin chân thành cảm ơn sự hỗ trợ và hợp tác từ đơn vị phối hợp, Viện Công nghệ thông tin, Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] Zadeh and A. Lotfi, "Fuzzy sets," In *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems: selected papers by Lotfi A Zadeh*, 1996, pp. 394-432.
- [2] C. Troussas, K. Chrysafiadi, and M. Virvou, "An intelligent adaptive fuzzy-based inference system for computer-assisted language learning," *Expert Systems with Applications*, vol. 127, pp. 85-96, 2019.
- [3] A. Mensah, Rhoda, J. Xiao, O. Das, L. Jiang, Q. Xu, and M. O. Alhassan, "Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in Flammability Parameter Prediction," *Polymers*, vol. 12, no. 1, 2020, Art. no. 122.
- [4] A. Bakhshipour, H. Zareiforoush, and I. Bagheri, "Application of decision trees and fuzzy inference system for quality classification and modeling of black and green tea based on visual features," *Journal of Food Measurement and Characterization*, vol. 3, no. 3, pp. 1-15, 2020.
- [5] D. Ramot, R. Milo, M. Friedman, and A. Kandel, "Complex fuzzy sets," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 171-186, 2002.
- [6] D. Ramot, M. Friedman, G. Langholz, and A. Kandel, "Complex fuzzy logic," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 11, no. 4, pp. 450-461, 2003.
- [7] T. Chia-Hao and C. Li. "Multiple Function Approximation-A New Approach Using Complex Fuzzy Inference System," *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*, Springer, Cham, 2018, pp. 243-254.
- [8] G. Selvachandran, S. G. Quek, T. H. L. Luong, L. G. Nguyen, W. Ding, M. Abdel-Basset, and V. H. C. Albuquerque, "A new design of Mamdani complex fuzzy inference system for multi-attribute decision making problems," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 28, no. 5, pp. 858-873, 2019.
- [9] Z. Chen, S. Aghakhani, J. Man, and S. Dick. "ANCFIS: A neurofuzzy architecture employing complex fuzzy sets," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 19, no. 2, pp. 305-322, 2010.
- [10] M. Setnes, R. Babuska, U. Kaymak, and H. R. van N. Lemke, "Similarity measures in fuzzy rule base simplification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 28, no. 3, pp. 376-386, 1998.
- [11] A. U. M. Alkouri and A. R. Salleh, "Linguistic variable, hedges and several distances on complex fuzzy sets," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 26, no. 5, pp. 2527-2535, 2014.
- [12] H. Liu and M. Cocea, "Granular computing-based approach of rule learning for binary classification," *Granular Computing*, vol. 4, no. 2, pp. 275-283, 2019.
- [13] L. H. Son and T. M. Tuan, "Dental segmentation from X-ray images using semi-supervised fuzzy clustering with spatial constraints," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 59, pp. 186-195, 2017.
- [14] M. T. Tran, M. C. Pham, M. Ali, T. N. Tran, M. Mittal, and H. S. Le, "Fuzzy and neutrosophic modeling for link prediction in social networks," *Evolving Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 629-634, 2019.
- [15] M. T. Tran, T. D. Nguyen, V. H. Pham, and H. S. Le, "Dental diagnosis from X-ray images using fuzzy rule-based systems," *International Journal of Fuzzy System Applications (IJFSA)*, vol. 6, no. 1, pp. 1-16, 2017.
- [16] L. T. H. Lan, T. M. Tuan, T. T. Ngan, N. L. Giang, V. T. N. Ngoc, and P. V. Hai, "A New Complex Fuzzy Inference System With Fuzzy Knowledge Graph and Extensions in Decision Making," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 164899-164921, 2020.