

# TRÍCH CHỌN ĐẶC TRƯNG VÀ PHÂN TÍCH ẢNH X-QUANG NHA KHOA

Trần Đình Khang, Nguyễn Đức Vượng, Lê Khả Hải

Trường Đại học Bách khoa Hà Nội

khangtd@soict.hust.edu.ac.vn,

**TÓM TẮT:** Ảnh X-quang về răng là một thông tin cần thiết cho các nha sĩ xác định triệu chứng bệnh hoặc tổn thương về răng. Bài báo đề cập đến sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh trích chọn đặc trưng về răng và máy học các đặc trưng đó để phát hiện các dấu hiệu bệnh ban đầu.

**Từ khóa:** ảnh X-quang răng, đặc trưng ảnh, phương pháp HaFCM.

## I. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, sự phát triển của khoa học thông tin và máy tính đã đem lại nhiều thành tựu to lớn, ứng dụng trong mọi mặt của đời sống, kỹ thuật, kinh tế và xã hội, trong đó có lĩnh vực chăm sóc sức khỏe về răng miệng. Ảnh X-quang về răng là một thông tin cần thiết cho các nha sĩ xác định triệu chứng bệnh hoặc tổn thương về răng. Nếu như trước kia, cần có bác sĩ đọc ảnh X-quang để xác định các dấu hiệu cho chẩn đoán và điều trị bệnh, thì ngày nay, với sự phát triển của các kỹ thuật máy học, có thể nghĩ đến việc chương trình máy tính được huấn luyện có thể “đọc” ảnh x-quang phát hiện các dấu hiệu bệnh ban đầu.

Đã có một số công trình nghiên cứu về ảnh X-quang răng, như [5] trích chọn một số đặc trưng ảnh Local Patterns Binary feature (LBP), Entropy, edge-value and intensity (EEI), Patch level feature (Patch), Red-Green-Blue (RGB), Gradient feature (GRA), để từ đó dùng các phương pháp máy học khác nhau huấn luyện mô hình phân lớp, chẩn đoán bệnh. Tuy nhiên các đặc trưng đó mới là các đặc trưng của ảnh nói chung, mà chưa hướng tới các đặc trưng về răng. Cũng có thể sử dụng các phương pháp học sâu để phân tích ảnh đã gán nhãn, tìm mô hình, nhưng đó sẽ là “hộp đen” khi muốn hiểu về quá trình phân lớp.

Bài báo này tiếp cận theo cách dùng các kỹ thuật xử lý ảnh để xác định các đặc trưng về răng trong ảnh X-quang, như vị trí của răng, trục của răng ... để phân tích các dấu hiệu bất thường, mà trước mắt là răng khôn mọc lệch. Cách làm này gần gũi với cách đọc ảnh X-quang của bác sĩ. Sau khi có bảng thông tin chứa các đặc trưng về răng thì có thể dùng một phương pháp máy học [2] để huấn luyện mô hình phân lớp có / không bị răng khôn mọc lệch, và qua đó sẽ chẩn đoán về răng khôn khi đưa ảnh X-quang răng mới vào. Để trích chọn các đặc trưng về răng, bài báo sử dụng kỹ thuật phân đoạn ảnh, cải tiến phương pháp phân cụm mờ FCM [6,7], kết hợp với xác định các đường biên dùng công cụ OpenCV [8]. Để sử dụng FCM, cần lựa chọn tham số số mũ  $m$  phù hợp, thường là  $m=2$ , nhưng tùy thuộc vào đặc thù của ảnh. Đã có các cải tiến phân cụm mờ với tham số số mũ là một khoảng  $[m_1, m_2]$ , phù hợp cho một số lớp bài toán. Bài báo này áp dụng phương pháp phân cụm mờ với trọng số mũ ngôn ngữ HaFCM [3], với  $m$  là một tập mờ loại hai đại số gia từ [1]. Trọng số mũ ngôn ngữ sẽ được điều chỉnh qua từng bước lặp để dần hội tụ đến một giá trị chung. Đóng góp của bài báo về **mặt khoa học** là hoàn thiện thêm phương pháp HaFCM [3], với việc điều chỉnh các giá trị biên  $m_1, m_2$  qua từng bước lặp để hội tụ về giá trị chung, đóng góp về **ứng dụng** là các thử nghiệm trích chọn đặc trưng ảnh và bước đầu phân lớp chẩn đoán.

Nội dung bài báo được tổ chức như sau: Phần 2 trình bày về ảnh X-quang răng và các đặc trưng, Phần 3 trình bày cách tiếp cận trích chọn đặc trưng và huấn luyện mô hình phân lớp, Phần 4 trình bày về thực nghiệm.

## II. ẢNH X-QUANG NHA KHOA

Chụp ảnh X-quang giúp cho bác sĩ có thể có chẩn đoán ban đầu về các tổn thương về răng, như răng khôn mọc lệch, viêm, sâu răng ...



Hình 1. Ảnh X-quang về răng

Ngoài các đặc trưng về ảnh nói chung, như Local Patterns Binary feature (LBP), Entropy, edge-value and intensity (EEI), Patch level feature (Patch), Red-Green-Blue (RGB), Gradient feature (GRA), bài báo này sẽ trích chọn thêm các đặc trưng về răng làm các thuộc tính cho phân lớp. Cách làm này giống cách tiếp cận của bác sĩ “đọc” ảnh x-quang.

Để xác định răng khôn mọc lệch thì ứng với mỗi răng số 8 ở bốn vị trí hàm trên trái, hàm dưới trái, hàm trên phải, hàm dưới phải, có hai đặc tính cần quan tâm là góc tạo thành giữa trục răng số 8 và răng số 7, và chênh lệch về độ cao giữa răng số 8 và răng số 7. Ví dụ như ở Hình 1 là có răng khôn mọc lệch.

Phần tiếp theo áp dụng các kỹ thuật xử lý ảnh để trích chọn các đặc trưng về góc và chênh lệch độ cao giữa răng 8 và răng 7 từ ảnh X-quang nha khoa.

### III. TRÍCH CHỌN VÀ PHÂN TÍCH CÁC ĐẶC TRƯNG VỀ RĂNG

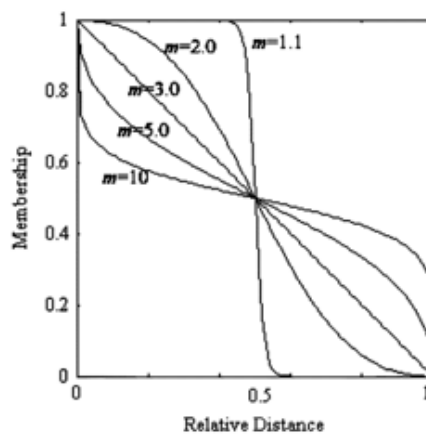
Việc trích chọn và phân tích đặc trưng răng qua các bước: tiền xử lý ảnh, trích chọn đặc trưng răng, phân tích đặc trưng răng và chẩn đoán răng khôn mọc lệch.

#### A. Phân đoạn ảnh

Phương pháp HaFCM được trình bày trong [3]. Ý tưởng chính là phân tích ma trận độ thuộc U của FCM, tính theo công thức:

$$U(i, k) = \left( \sum_{j=1}^c \left( \frac{D(i, k)}{D(i, j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}$$

Công thức này có đặc điểm, khi m càng nhỏ, độ tuyệt đối của U (độ dốc của đồ thị) càng cao, như hình sau minh họa trong trường hợp  $c = 2$ :

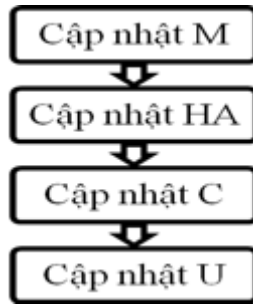


Hình 2. Phân tích ảnh hưởng của mũ m

Rõ ràng, với các phần tử ở ranh giới cụm (khoảng cách tương đối lớn), độ tuyệt đối của U phải thấp hơn so với các phần tử ở gần tâm cụm (khoảng cách tương đối nhỏ). Lý do là bởi vì ta chưa thể đưa ra quyết định phân cụm với các phần tử ở ranh giới ngay được, cho nên ta cần đồ thị U thoải hơn để linh động hơn trong việc chọn cụm cho các phần tử này. Trong khi đó, các phần tử gần tâm cụm nên có đồ thị U dốc hơn để đảm bảo kiểm soát sự phân cụm cho các phần tử đó luôn rơi vào cụm gần nhất. Do FCM chỉ sử dụng một giá trị m duy nhất, nên mức độ tuyệt đối của U là như nhau với các phần tử gần tâm cụm và các phần tử ở ranh giới. Để hợp lý, ta có quy luật sau:

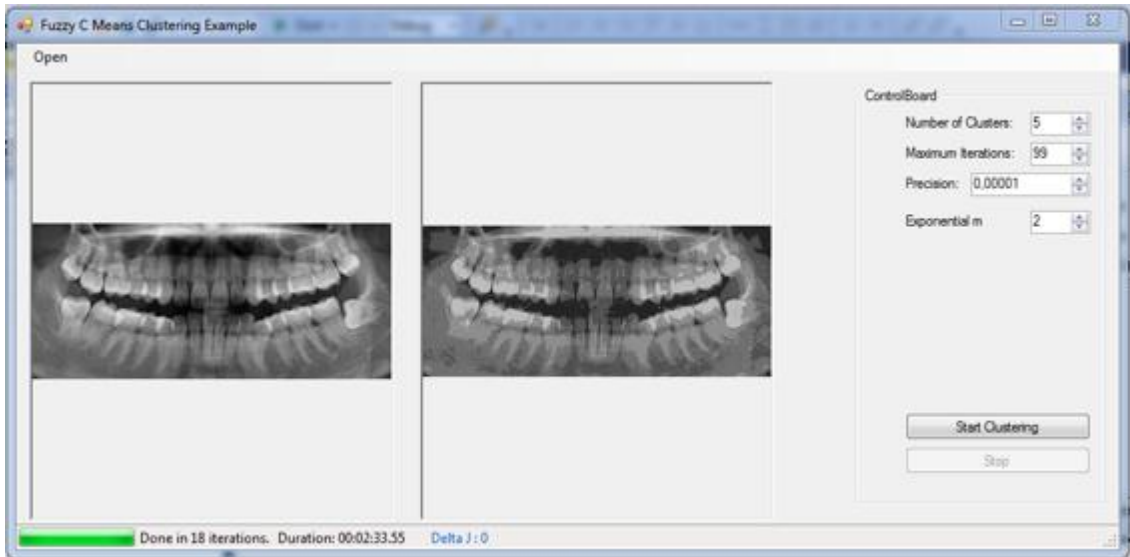
- Khi khoảng cách tương đối nhỏ (phần tử gần như đã ở rất gần một cụm nào đó) thì m nên nhỏ, độ tuyệt đối của U tăng lên
- Khi khoảng cách tương đối lớn (phần tử nằm ở ranh giới giữa các cụm hoặc chưa quá gần một cụm nào cả) thì m nên lớn, phản ánh độ tuyệt đối của U giảm xuống.

Phương pháp HaFCM điều chỉnh tham số mũ m từ một khoảng ( $M_{\min}$ ,  $M_{\max}$ ) cho trước. Ứng với mỗi giá trị  $U(i, j)$  ta chọn tham số mũ  $M(i, j)$  tỷ lệ nghịch với  $U(i, j)$ . Qua mỗi bước lặp, điều chỉnh  $M_{\min}$  tăng dần,  $M_{\max}$  giảm dần tùy thuộc vào mức độ biến chuyển của hàm mục tiêu. Việc điều chỉnh  $M(i, j)$  được thực hiện thông qua chuyển tương đương khoảng ( $M_{\min}$ ,  $M_{\max}$ ) về một cấu trúc đại số gia từ  $\{X, \langle \text{cao}, \text{thấp} \rangle, \langle \text{rất}, \text{ít} \rangle, \langle \rangle\}$  và điều chỉnh tham số đại số gia từ qua mỗi bước, cho đến khi  $M_{\max} \leq M_{\min}$ . Khi đó ta có mũ  $m = M_{\min}$ , các bước tiếp theo được thực hiện giống như FCM. Việc thực hiện HaFCM ở giai đoạn đầu giúp cho tính ma trận U “hợp lý” hơn, phân cụm hội tụ sớm hơn.

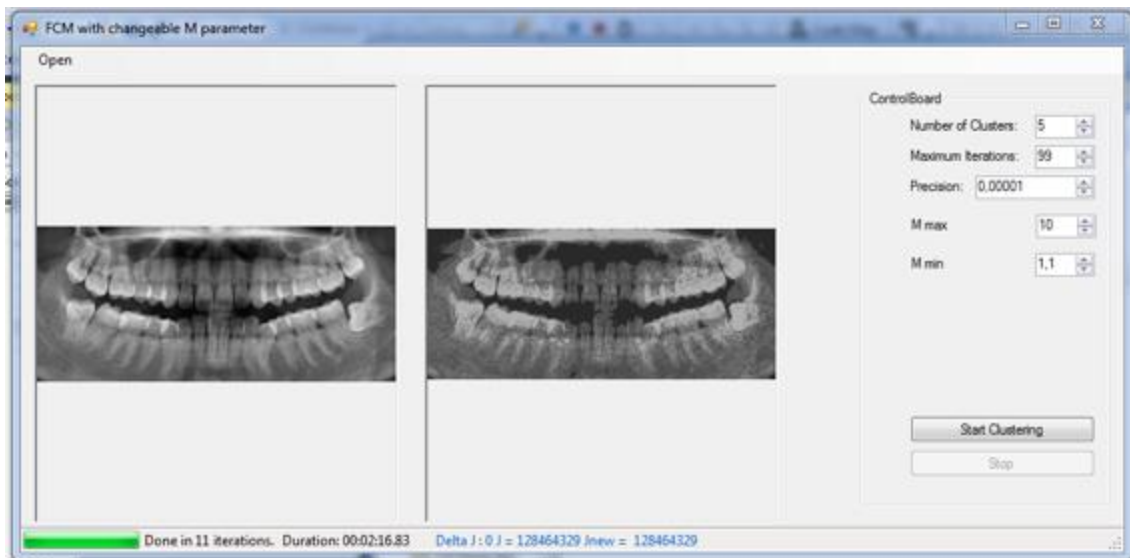


Hình 3. Phương pháp HaFCM

Các giao diện dưới đây minh họa hiệu quả của HaFCM:



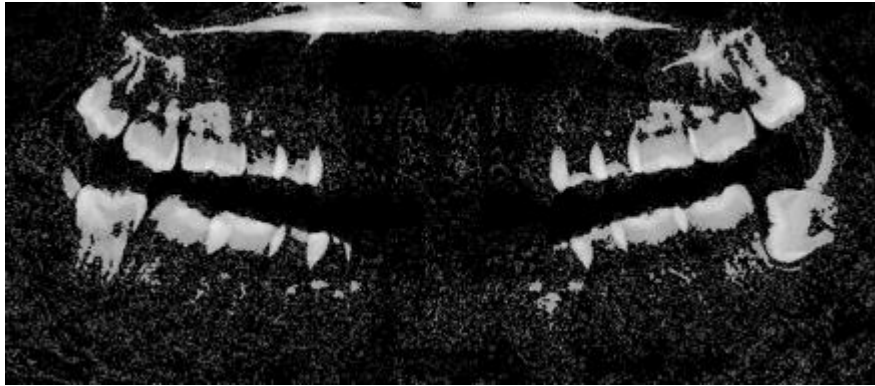
Hình 4. Phân cụm FCM với  $m=2$



Hình 5. Phân cụm HaFCM với  $M_{\min} = 1.1$ ,  $M_{\max} = 10$

Sau khi thử nghiệm nhiều lần với ảnh kích thước  $780 \times 340$ , ta thấy chia 5 cụm là hợp lý. Số bước lặp khi áp dụng HaFCM giảm đi so với khi áp dụng FCM.

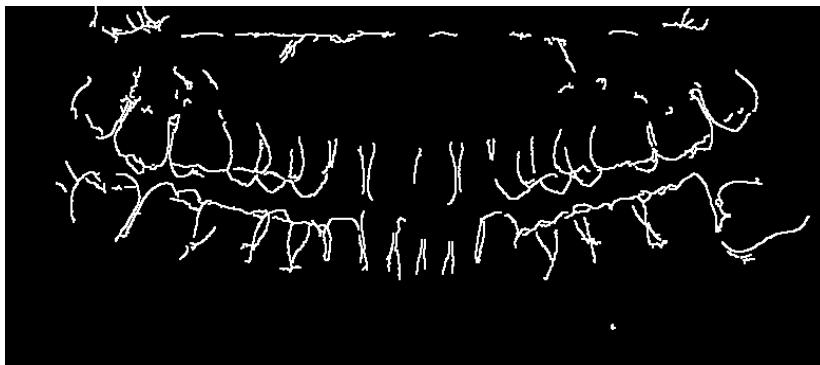
Sau khi phân đoạn ảnh, ta có thể chọn ra cụm chứa nhiều pixel thể hiện vị trí hàm răng để tính toán các đặc trưng răng.



**Hình 6.** Cụm chứa vị trí hàm răng

### B. Phát hiện đường biên

Đầu tiên là chọn ngưỡng thích hợp để phát hiện cạnh của ảnh cho hàm canny của OpenCV [8]. Việc chọn ngưỡng thích hợp giúp có nhiều điểm sáng trắng, tăng độ rõ của răng. Hình dưới đây là ảnh tương ứng với ngưỡng 150.



**Hình 7.** Phát hiện các cạnh trong ảnh

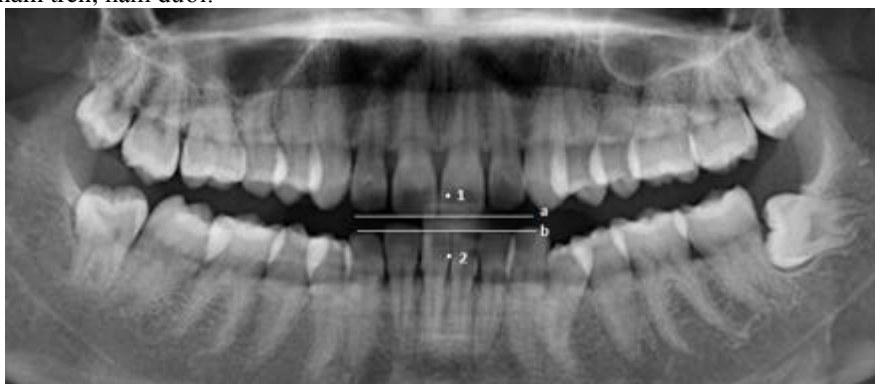
Mã nguồn dưới đây thể hiện việc chọn ngưỡng, với điều kiện: số điểm ảnh trắng (255) là số lớn nhất và bé hơn 6500

```

canny = 150
img4 = cv2.Canny(img3, canny//2, canny)
nonzero = cv2.countNonZero(img4)
while nonzero > 6500:
    canny += 1
    img4 = cv2.Canny(img3, canny//2, canny)
    nonzero = cv2.countNonZero(img4)
print("Threshold for canny: ",canny)
print("Number of white pixel: ",nonzero)

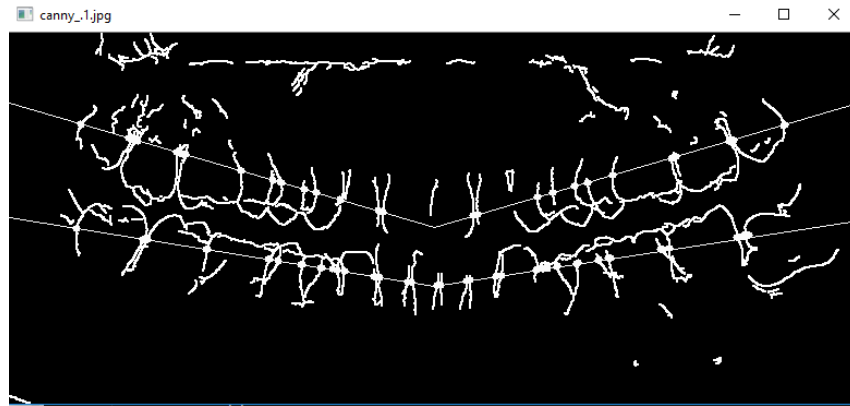
```

Bước tiếp theo tìm đoạn thẳng tiệm cận hàm trên, hàm dưới bằng cách kiểm tra các đoạn thẳng song song trực hoành, từ trên xuống và từ dưới lên, cho đến khi gặp phần lớn các điểm đen. Ở Hình 3 tìm được hai đoạn a và b, các điểm 1 và 2 là tâm hàm trên, hàm dưới.



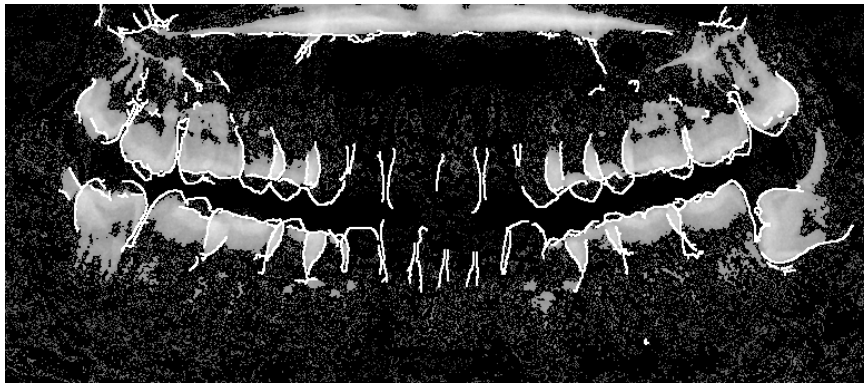
**Hình 8.** Xác định hàm trên, hàm dưới

Sau đó, từ tâm hàm duyệt các góc để chọn ra đường giao tuyến hàm thích hợp nhất. Giao tuyến thích hợp cắt các đường thẳng song song với số lượng điểm cắt là nhiều nhất và khoảng cách các điểm cắt lớn hơn một ngưỡng nào đó.



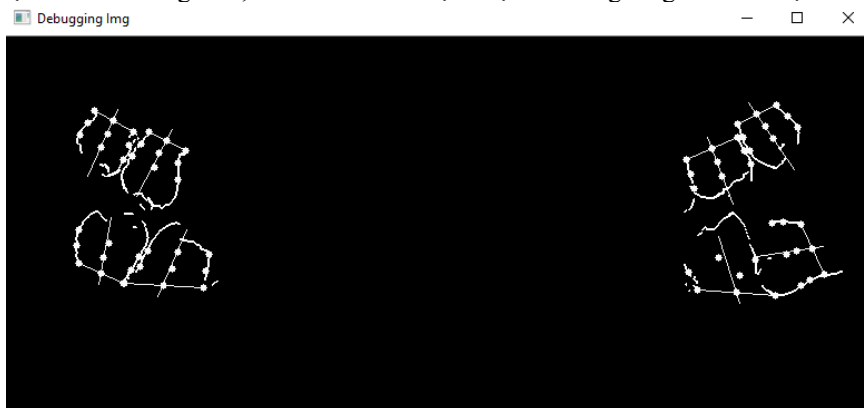
**Hình 9.** Tìm các giao tuyến hàm

Công việc tiếp theo là xác định các răng số 7 và răng số 8. Ý tưởng tìm biên của răng số 8 bằng cách, xét các đường thẳng chạy qua vùng răng, nếu chỉ gặp toàn các pixel màu đen, có nghĩa là đã chạy quá vùng răng. Ngoài ra, kết hợp cùng kết quả phân đoạn ảnh để tính các trục răng.



**Hình 10.** Kết hợp đường biên và vùng ảnh

Sau khi biết vị trí của các răng số 7, số 8 thì cần xác định trục của từng răng để tính được các đặc trưng về răng.



**Hình 11.** Trục của răng

### C. Các đặc trưng của răng

Trước mắt, để xác định xem có bị răng khôn mọc lệch thì có các đặc trưng là góc tạo thành từ trục của răng số 7 và răng số 8, và chênh lệch về chiều cao giữa răng số 7 và răng số 8. Với 4 cặp răng số 7, số 8 ở bốn góc hàm trên, dưới, trái, phải, ta có 8 tham số, và thêm một tham số nữa là khoảng cách giữa điểm bên trái và bên phải hàm.

Để xây dựng bộ dữ liệu cho máy học ta thực hiện gán nhãn cho một số ảnh. Thuộc tính nhãn chứa 4 bits tương ứng với các răng Trái trên, Phải trên, Trái dưới, Phải dưới, giá trị bit 1, nếu mọc lệch, và bit 0, nếu không lệch. Giá trị nhãn là một số nguyên trong khoảng từ 0 đến 15. Bảng dưới đây lưu đặc trưng ảnh răng, mỗi bản ghi tương ứng với một ảnh.

**Bảng 1.** Bảng dữ liệu thuộc tính đặc trưng về răng

TT Goc	TT Cao	PT Goc	PT Cao	TD Goc	TD Cao	PD Goc	PD Cao	Rong Ham	Label
22	0	17	0	58	9	61	12	511	11
5	0	4	0	71	27	86	38	584	11
13	-8	21	-6	17	19	97	41	570	1111
14	12	2	1	59	13	23	0	638	1010
2	-7	5	12	80	36	58	7	578	1111
13	1	5	0	28	7	53	13	566	111
15	7	17	5	73	20	68	18	574	1011
34	23	39	14	53	16	13	0	536	1110
3	3	172	15	2	2	102	33	544	101
19	6	17	1	39	17	63	18	578	1011
21	15	24	37	40	12	20	7	604	1111
5	2	2	0	2	0	51	24	458	1

#### D. Phân tích đặc trưng răng và chẩn đoán răng khôn mọc lệch

Từ bảng dữ liệu thuộc tính về đặc trưng răng đã được gán nhãn như ở phần trên, có thể tách ra thành 4 bộ dữ liệu tương ứng với 4 góc răng: Trái trên, Phải trên, Trái dưới, Phải dưới. Với mỗi bản ghi có các giá trị thuộc tính gốc nguyên, tính lại giá trị nhân với bit 1 hoặc 0 tương ứng.

Với mỗi bảng dữ liệu ứng với mỗi loại răng, chúng ta áp dụng phương pháp SVM (Support Vector Machine). SVM là một thuật toán thuộc nhóm Supervised Learning dùng để phân biệt dữ liệu thành các nhóm riêng biệt được sử dụng rất phổ biến hiện nay. Có thể sử dụng thư viện Scikit-learn [4], viết chương trình bằng ngôn ngữ Python, để huấn luyện mô hình phân lớp cho mỗi loại răng.

Để chẩn đoán răng khôn mọc lệch, tiến hành các bước sau:

- *Bước 1:* Từ ảnh x-quang răng, thực hiện tiền xử lý như ở Phần 3.1 và 3.2 để trích chọn ra 9 đặc trưng tương ứng với ảnh răng đó.
- *Bước 2:* Chạy mô hình phân lớp kiểm tra 4 góc răng khôn xem có bị mọc lệch hay không, với các mô hình đã được huấn luyện.

Sau đó tổng hợp kết quả để đưa ra chẩn đoán.

## IV. THỬ NGHIỆM

Bộ dữ liệu bao gồm 100 ảnh x-quang đã được các nha sỹ gán nhãn, trong 100 ảnh đó, có 69 ảnh có răng khôn mọc lệch ở góc trái trên, 55 ảnh có răng khôn mọc lệch ở góc phải trên, 67 ảnh có răng khôn mọc lệch ở góc trái dưới và 78 ảnh có răng khôn mọc lệch ở góc phải dưới. Trích chọn đặc trưng của 100 ảnh này, thu được bộ dữ liệu gồm 100 bản ghi.

Huấn luyện bộ dữ liệu nhận được bằng mô hình SVM, ta thu được 4 mô hình phân lớp tương ứng với 4 góc răng.

Thử nghiệm theo kịch bản 5-folds, lần lượt lấy 80 bộ dữ liệu cho huấn luyện và 20 bộ dữ liệu để kiểm tra, cho cả 4 mô hình, được kết quả như ở bảng bên dưới, trong đó có các độ đo:

True positive (TP) là số mẫu có mọc lệch, được chẩn đoán mọc lệch

False positive (FP) là số mẫu không mọc lệch được chẩn đoán mọc lệch,

True negative (TN) là số mẫu không mọc lệch, chẩn đoán thành không mọc lệch,

False negative (FN) là số mẫu mọc lệch, chẩn đoán thành không mọc lệch.

**Bảng 2.** Kết quả thử nghiệm

	TP	FP	TN	FN
Trái trên	62	7	26	5
Phải trên	50	5	38	7
Trái dưới	61	6	27	6
Phải dưới	75	3	16	6

Mô hình học máy SVM, kernel = 'rbf', gama = 2.

```
for k in range(5):
    X_train = list(X_folds)
    X_test = X_train.pop(k)
    X_train = np.concatenate(X_train)
    y_train = list(y_folds)
    y_test = y_train.pop(k)
    y_train = np.concatenate(y_train)

    clf = SVC(kernel='rbf', gamma=2)
    clf.fit(X_train,y_train)
    predicted_y = clf.predict(X_test)

    tn, fn, fp, tp = confusion_matrix(y_test, predicted_y).ravel()
```

Kết quả chạy chương trình:

```
(base) D:\DentalXray>"E:/Programing IDEs/Anaconda3/python.exe" d:/DentalXray/ParseAndViewData.py
North West teeth
TN : 26
FP : 7
FN : 5
TP : 62
F1 score of North West teeth is: 0.9117647058823529
=====
North East teeth
TN : 38
FP : 5
FN : 7
TP : 50
F1 score of North East teeth is: 0.8928571428571428
=====
South West teeth
TN : 27
FP : 6
FN : 6
TP : 61
F1 score of South West teeth is: 0.9104477611940298
=====
South East teeth
TN : 16
FP : 3
FN : 6
TP : 75
F1 score of South East teeth is: 0.9433962264150944
=====
```

## V. KẾT LUẬN

Phân tích ảnh x-quang và đưa ra chẩn đoán là vấn đề có ý nghĩa trong chẩn đoán bệnh. Bài báo đã bước đầu đưa ra các giải pháp xử lý ảnh để trích chọn đặc trưng ảnh x-quang nha khoa và áp dụng máy học phân lớp theo các đặc trưng cho chẩn đoán ban đầu.

Phương pháp HaFCM được cải tiến so với [3] khi số bước lặp đã giảm từ 18 iterations ở Hình 4 xuống còn 11 iterations ở Hình 5, với cùng yêu cầu về hàm mục tiêu khi phân cụm.

Các giải pháp có thể tiếp tục được cải thiện để tăng hiệu quả, cũng như áp dụng các phương pháp phân lớp khác nhau, đánh giá và lựa chọn để có độ chính xác tốt hơn.

## VI. LỜI CẢM ƠN

Cám ơn seminar và đề tài “Research and Develop Medical Diagnosis Support System based on Fuzzy Computing”, mã số 102.05-2018.02, được tài trợ bởi NAFOSTED.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

- [1] Tran Dinh Khang, Phan Anh Phong, Dinh Khac Dong, Cao Minh Trang, Hedge Algebraic Type-2 Fuzzy Sets, in Proceedings of 2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI'2010), July 18-23, 2010, Barcelona, Spain, pp.1850-1857, IEEE Catalog Number : CFP10FUZ-DVD, ISBN : 978-1-4244-6920-8, 2010.
- [2] Dinh Khac Dong, Tran Dinh Khang, Phan Anh Phong, Fuzzy Clustering with Hedge Algebra, in Proceedings of Symposium on Information and Communication Technology, August 27-28, 2010, Hanoi, Vietnam, pp. 49-54, ISBN 978-1-4503-0105-3, 2010.
- [3] Lê Thái Hưng, Trần Đình Khang, Lê Văn Hưng, Phân cụm mờ với trọng số mũ ngôn ngữ, Kỷ yếu Hội nghị KHQG NCCB & Ứng dụng CNTT (FAIR'8), 9-10/7/2015, Xuất bản tháng 11/2015, ISBN 978-604-913-397-8.
- [4] Phan Anh Phong, Tran Dinh Khang, Dinh Khac Dong, A Fuzzy Rule-based Classification System using Hedge Algebraic Type-2 Fuzzy Sets, in proceeding of NAFIPS 2016.
- [5] Le Hoang Son, Tran Manh Tuan, Hamido Fujita, Nilanjan Dey, Amira S. Ashour, Vo Truong Nhu Ngoc, Le Quynh Anh, Dinh-Toi Chu, Dental diagnosis from X-Ray images: An expert system based on fuzzy computing, Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 39 (2018), pages 64-73.
- [6] James C.Bezdek, Robert Ehrlich, William Full, FCM : The Fuzzy c-Means Clustering Algorithm, Computer & Geoscience Vol. 10, pp. 191-203, 1984 Pergamon Press.
- [7] Nevin. A. Mohamed, M. N. Ahmed and A. Farag, Modified Fuzzy C-Mean in Medical Image Segmentation, Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Process (ICASSP99), pp. 3429-3432, vol 6.
- [8] Open CV, <https://opencv.org/>.
- [9] Scikit-learn, <http://scikit-learn.org/>.

**EXTRACTING FEATURES AND ANALYSING DENTAL X-RAY IMAGES**

**Tran Dinh Khang, Nguyen Duc Vuong, Le Kha Hai**

***ABSTRACT:** Dental X-Ray images are valuable information for dentist to determine possible symptoms of dental diseases. This paper proposed some issues for analyzing dental X-ray images by using image processing techniques for extracting dental features and machine learning techniques for detecting possible dental diseases.*