

# NHẬN DẠNG TRÒNG MẮT SỬ DỤNG BIẾN ĐỔI NHANH CURVELET RỜI RẠC KẾT HỢP CÁC THUẬT TOÁN PCA VÀ SVD

COMBINATION OF PCA AND SVD WITH DISCRETE CURVELET ALGORITHM IN IRIS RECOGNITION

Nguyễn Nam Phúc<sup>1\*</sup>,  
Nguyễn Quốc Trung<sup>2</sup>, Trần Hữu Toàn<sup>3</sup>

## TÓM TẮT

Các đường cong đặc trưng dạng texture của tròng mắt là một trong những yếu tố quan trọng trong nhận dạng tròng mắt. Mặc dù thuật toán biến đổi Curvelet được sử dụng rộng rãi trong nhận dạng tròng mắt nhưng các hệ số biến đổi của thuật toán này còn phức tạp dẫn đến kích thước đặc trưng ảnh còn lớn. Bài báo đề xuất một phương pháp nhận dạng tròng mắt trên cơ sở sử dụng biến đổi nhanh Curvelet kết hợp thuật toán phân tích thành phần chính và phân giải giá trị chủ yếu. Kết quả thực nghiệm chỉ ra rằng sử dụng hệ số Curvelet lớp đầu cho hiệu quả tỉ lệ nhận dạng cải thiện với sai số cho phép. Ngoài ra phương pháp này cũng làm giảm thiểu kích thước đặc trưng giúp tăng tốc độ nhận dạng.

**Từ khóa:** Nhận dạng tròng mắt, biến đổi Curvelet, PCA, SVD.

## ABSTRACT

The Iris texture is one of the key factors in iris recognition. Although Curvelet transform is being widely used to recognize human's iris, its complex coefficients create large featured dimensions of images. This paper proposes an iris recognition method based on Curvelet, Principal Component Analysis (PCA) and Singular Value Decomposition (SVD). Experimental results showed that the iris recognition method using the first layer Curvelet coefficients improved the iris recognition rate. In addition to that, this method also reduces featured dimensions and improves the recognition speed.

**Keywords:** Iris recognition, Curvelet transform, PCA, SVD.

<sup>1</sup>Cục Công nghệ thông tin, Bộ Công an

<sup>2</sup>Trường Đại học Bách khoa Hà Nội

<sup>3</sup>Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

\*Email: phucnguyenh46@gmail.com

Ngày nhận bài: 15/9/2018

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 05/12/2018

Ngày chấp nhận đăng: 25/12/2018

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Nhận dạng người đóng vai trò quan trọng trong nhiều lĩnh vực an ninh, an toàn như nhà băng, kiểm soát ra vào các mục tiêu quan trọng như sân bay, hải cảng, kiểm soát thẻ định danh cá nhân,... Các phương pháp sinh trắc học được sử dụng hiện nay là nhận dạng mặt người, vân tay, chữ viết, tròng mắt. Trong số đó nhận dạng tròng mắt là phương pháp được đánh giá là có độ bảo mật cao nhất. Tròng mắt được hình thành từ tháng thứ sáu của thai kỳ và

ổn định. Các đường vân của tròng mắt khác nhau ngay cả với người sinh đôi, cấu trúc đường vân của một người cũng khác nhau giữa mắt phải và mắt trái. Vì vậy nhận dạng tròng mắt có độ bảo mật chính xác rất cao so với các phương pháp nhận dạng khác.

Thuật toán nhận dạng tròng mắt đầu tiên và đưa vào ứng dụng trong thực tế là Daugman [3]. Thuật toán tiếp tục được nghiên cứu hoàn thiện bằng các thuật toán biến đổi Wavelet để xác lập đặc trưng và nhận dạng trong không gian 1D. Tuy nhiên thực tế, ảnh tròng mắt chứa nhiều thông tin dạng đường cong mà thuật toán Wavelet không thể xử lý tốt bằng thuật toán Curvelet [7]. Thuật toán Curvelet thế hệ thứ hai, thường được gọi là biến đổi nhanh Curvelet gián đoạn (FDCT) [4]. Để nâng cao tỉ lệ nhận dạng và tốc độ nhận dạng những năm gần đây nhiều công trình đã sử dụng thuật toán kết hợp Curvelet với các thuật toán sử dụng phương pháp thống kê để xác định đặc trưng ảnh tròng mắt như PCA, LDA, ICA, SVD, FLD [1]. Phương pháp xác lập đặc trưng ảnh tròng mắt dùng biến đổi Curvelet kết hợp PCA và LDA [9]. Các thuật toán thống kê loại này dùng đặc trưng riêng như Eigenface, Fisherface, Fisherlinear Discriminant (FLD), Fisheriris, Eigen component (PCA) hoặc Singular Values (SVs) đối với SVD.

## 2. NHỮNG CÔNG TRÌNH CÓ LIÊN QUAN

Những năm trước đây người ta thường dùng biến đổi Wavelet để xử lý và xác lập đặc trưng ảnh với các đặc điểm cục bộ của ảnh một cách chính xác cả trong miền thời gian và miền tần số. Tuy nhiên trong lĩnh vực nghiên cứu xử lý nhận dạng cho thấy phương pháp xác lập đặc trưng ảnh muốn đảm bảo việc khôi phục một cách lý tưởng phải đảm bảo xác lập cả theo vị trí cục bộ, cả theo mức và cả theo hướng phân tích. Chính vì thế biến đổi Wavelet không đảm bảo đủ các điều kiện nêu trên. Đến năm 2005 biến đổi Curvelet ra đời, là công cụ mới trong phân tích đa tỉ lệ, đa hướng. Từ đó nó được dùng thay biến đổi Wavelet trong nhiều lĩnh vực xử lý ảnh như khử nhiễu, nâng cấp độ tương phản của ảnh, nén ảnh,... Trong đó Tanaya Mandal, Q. M. Jonathan Wu [8] đưa ra ý tưởng phân tích các ảnh dựa trên biến đổi Curvelet kết hợp với PCA trên các băng con nhằm đưa ra bộ đặc trưng ảnh tương đương ứng dụng trong nhận dạng ảnh hay Mohamed El Aroussi [9] dùng thuật toán nhận dạng Curvelet với LDA giúp nâng cao độ chính xác trong nhận diện so với các thuật

toán tiêu chuẩn khác [9]. Trong khi S S Shylaja [10] đưa ra thiết kế thuật toán kết hợp Curvelet với SVD trong hệ thống nhận dạng mặt người làm giảm độ phức tạp trong tính toán giúp tối ưu hóa vectơ đặc trưng.

Các thuật toán thống kê hỗ trợ thuật toán Curvelet làm giảm kích thước vectơ đặc trưng, nâng cao độ chính xác tỉ lệ nhận dạng và giảm thời gian xử lý [5] có kết quả thực nghiệm như bảng 1.

Bảng 1. Bảng so sánh các phương pháp nhận dạng

Phương pháp	Tỉ lệ nhận dạng %	Kích thước đặc trưng	Thời gian xử lý (s)
PCA	92	151	25,77
PCA + SVD	94	147	17,89
FLD	83,5	149	36,98
FLD + SVD	86,25	187	29,33

Với kết quả trên hai loại thuật toán kết hợp PCA + SVD và FLD + SVD có kết quả tốt hơn về cả tỉ lệ nhận dạng, kích thước đặc trưng cũng như thời gian xử lý nhận dạng so với hai phương pháp còn lại nhưng phương pháp kết hợp PCA + SVD ưu việt hơn cả.

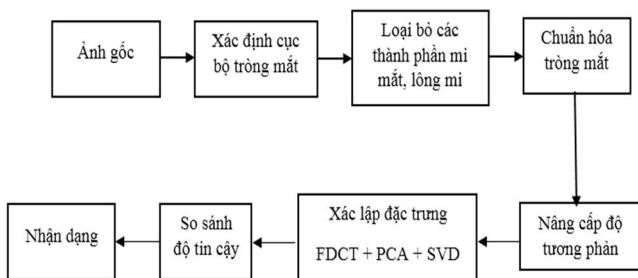
Kết quả thực nghiệm so sánh tỉ lệ nhận dạng trên cơ sở ảnh chứa các loại nhiễu khác nhau: Gaussian, muối tiêu, nhiễu hàm mũ,... Phương pháp dùng thuật toán PCA + SVD cũng có kết quả nhận dạng tốt hơn cả (bảng 2).

Bảng 2. So sánh kết quả các phương pháp nhận dạng với các loại nhiễu của ảnh

Nhiễu	Phương pháp		
	PCA	PCA + SVD	FLD + SVD
Gaussian	96,75	98,5	90,00
Salt and Pepper	63,75	64,75	60,75
Exponential	79,00	82,50	79,75
Weibull	67,00	73,50	71,00
Beta	100	100	99,00

Với việc tham khảo trên, bài báo đề xuất phương pháp xác lập đặc trưng ảnh tròng mắt bằng thuật toán kết hợp Curvelet + PCA + SVD. Như vậy sẽ kết hợp được tính ưu việt của biến đổi Curvelet thế hệ mới kết hợp với hai thuật toán thống kê PCA và SVD nhằm làm giảm kích thước dữ liệu ảnh, giảm nhiễu, nâng cao tốc độ xử lý nhận dạng.

**3. SƠ ĐỒ HỆ THỐNG NHẬN DẠNG TRÒNG MẮT ĐỀ XUẤT DÙNG THUẬT TOÁN KẾT HỢP FDCT, PCA VÀ SVD**



Hình 1. Sơ đồ khối xác lập đặc trưng dùng thuật toán kết hợp FDCT+PCA+SVD trong hệ thống nhận dạng tròng mắt

Quy trình nhận dạng tròng mắt gồm các bước chính sau:

**3.1. Xác định cục bộ tròng mắt**

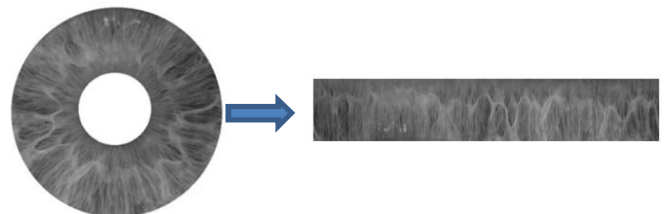
Hình ảnh sau khi được chụp sẽ được phân vùng mắt và phần còn lại của mặt người. Thuật toán phân vùng sẽ xác định vị trí tròng mắt. Tròng mắt là phần hình vành khuyên nằm giữa 2 đường giới hạn trong và ngoài. Giới hạn trong là con ngươi của mắt và giới hạn ngoài là củng mạc của mắt. Trước hết ảnh con mắt được đưa về kích thước 480 x 640 theo hệ dữ liệu CASIA - Iris - Syn. Quá trình phân vùng tròng mắt xử lý hình ảnh thu là tìm đường biên giữa tròng mắt và con ngươi cũng như tròng mắt với củng mạc.

**3.2. Loại bỏ các thành phần mi mắt, lông mi**

Quá trình giảm nhiễu ảnh để loại bỏ nhiễu khỏi ảnh tròng mắt. Những loại nhiễu này bao gồm con ngươi, củng mạc, lông mi, mí mắt và các thành phần khác. Để loại bỏ ảnh hưởng của phần mí mắt và lông mi một cửa sổ có kích thước 64 x 256 được dùng với ảnh tròng mắt. Với giới hạn ngoài của tròng mắt được xác lập bởi biến đổi Hough.

**3.3. Chuẩn hóa tròng mắt**

Các hình ảnh tròng mắt khác nhau có thể không có cùng kích thước, do khoảng cách từ máy ảnh hoặc do thay đổi trong ánh sáng có thể làm cho tròng mắt giãn ra hoặc co lại. Để bù cho kích thước khác nhau của mỗi đầu vào hình ảnh tròng mắt, Daugman chuẩn hóa hình ảnh tròng mắt thành hình chữ nhật có kích thước cố định bằng cách ánh xạ tròng mắt thành một hệ tọa độ chuẩn hóa. Việc chuẩn hóa tròng mắt nhằm khắc phục sự thay đổi kích thước của tròng mắt do tính đàn hồi của con ngươi mắt gây ra. Việc chuẩn hóa tròng mắt được thực hiện bởi Daubechies Model.



Hình 2. Biểu diễn chuẩn hóa theo Daugman Model

Ảnh tròng mắt đã chuẩn hóa và loại bỏ ảnh hưởng lông mi và mí mắt bằng cửa sổ 64 x 256 (phía dưới) ở đây hai tham số của phương pháp Daugman là  $r[0,1]$  và  $\theta[0,2\pi]$ .

**3.4. Nâng cấp độ tương phản**

Hình ảnh tròng mắt sau khi được chuẩn hóa sẽ được nâng cấp độ tương phản ảnh nhằm giúp quá trình so sánh nhận dạng được chuẩn xác hơn. Nâng cấp độ tương phản (contrast) của ảnh sau khi chuẩn hóa. Việc nâng cấp này được thực hiện bởi dùng bộ lọc trị số trung bình (median filter), cân bằng histogram và bộ lọc 2D Wiener. Bộ lọc trị số trung bình với kích thước (3 x 3). Theo đó trị số trung bình và độ lệch cục bộ được tính theo công thức:

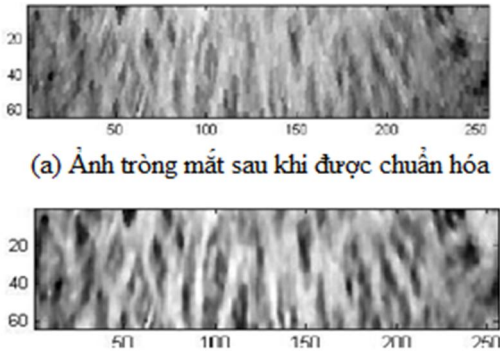
$$m = \frac{1}{MN} \sum_{n_1, n_2, l_h} a(n_1, n_2) \tag{1}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2 \quad (2)$$

ở đây  $\eta$  là kí hiệu của số với kích thước  $3 \times 3$ ,  $\mu$  là trị số trung bình và  $\sigma^2$  là độ lệch chuẩn cục bộ. Đầu ra của bộ lọc Wiener được xác định:

$$b(n_1, n_2) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (a(n_1, n_2) - \mu) \quad (3)$$

Trong đó,  $v^2$  đại diện cho sự biến đổi của nhiễu liên quan đến sự thay đổi của giá trị trung bình cục bộ.



(b) Ảnh tròng mắt sau khi được nâng cấp độ tương phản

Hình 3. Biểu thị ảnh tròng mắt

### 3.5. Xác lập đặc trưng FDCT, PCA, SVD

Biến đổi FDCT các ảnh đã qua tiền xử lý và nâng cấp tạo ra các lớp hệ số Curvelet của ảnh từ 1 đến  $N$ . Thông thường  $N = \lceil \log_{\min}(A, B) - 3 \rceil$  ở đây  $A, B$  là kí hiệu kích thước của ảnh. Trong bài báo chọn  $N = 3$ . Lớp hệ số Curvelet thứ  $(N - 1)$  gọi là fine scale biểu thị chi tiết đặc trưng ảnh tròng mắt nhưng tại mức này thực nghiệm cho thấy kích thước vectơ đặc trưng rất lớn. Do vậy để thuận tiện, đặc trưng tròng mắt được chọn chỉ các hệ số Curvelet lớp thứ nhất.

Tiếp đó tiến hành chuẩn hóa các hệ số Curvelet lớp thứ nhất của tất cả ảnh về dạng các vectơ hàng  $X_{iL}$  và tiến hành xác lập đặc trưng tròng mắt và làm giảm kích thước đặc trưng bằng thuật toán PCA và SVD. Quá trình trên đây áp dụng cho các tập dữ liệu tròng mắt và ảnh tròng mắt cần nhận dạng.

Trong bước mã hóa đặc trưng, một mẫu biểu diễn thông tin mẫu tròng mắt được tạo bằng bộ lọc FDCT, PCA và SVD. Các sự khác biệt về cường độ sáng giữa hai hình ảnh khác nhau gây ra lỗi khi so sánh trực tiếp cường độ điểm ảnh của hai hình ảnh tròng mắt khác nhau hình ảnh. Để giảm bớt khó khăn này, các đặc trưng từ ảnh được chuẩn hóa bằng cách sử dụng các tính năng từ hình ảnh tròng mắt bình thường. Trong hệ thống đó, các bộ lọc được nhân với dữ liệu điểm ảnh thô và được tích hợp trên miền hỗ trợ để tạo các hệ số để mô tả, trích xuất và mã hóa thông tin kết cấu hình ảnh.

### 3.6. So sánh

Mục tiêu so sánh là đánh giá sự giống nhau của hai tròng mắt đại diện. Các mẫu đã tạo được so sánh bằng cách sử dụng khoảng cách Hamming hoặc khoảng cách Euclide.

Khoảng cách Hamming bình thường được sử dụng bởi Daugman đo lường phần của các bit mà hai mã iris không giống nhau. Khoảng cách Hamming chuẩn hóa thấp có nghĩa là mã tròng mắt tương tự nhau.

## 4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Như đã trình bày ở trên ban đầu ta chọn 3 lớp hệ số Curvelet khi các ảnh đã được tiền xử lý và được biến đổi Curvelet rời rạc. Các hệ số lớp thứ nhất chứa thông tin tần số thấp, đó là thông tin chủ yếu của ảnh. Lớp thứ  $N-1$  các hệ số Curvelet là thông tin tần số băng phân giải, đó là mức tinh (fine scale) của ảnh. Vấn đề phải chọn các hệ số nào làm đặc trưng tròng mắt để cho hệ thống nhận dạng tốt nhất. Thực nghiệm chỉ ra rằng chỉ sử dụng các hệ số Curvelet lớp thứ nhất thì tốc độ nhận dạng cao hơn khi dùng hệ số Curvelet lớp  $(N-1)$  mà kích thước đặc trưng ảnh tròng mắt không thay đổi nhiều. Bước thứ 2 của thí nghiệm là chọn 270 ảnh tròng mắt từ 27 cá thể người với mỗi người 10 ảnh tròng mắt từ cơ sở dữ liệu CASIA\_Iris\_Syn dùng làm CSDL nhận dạng.

Cụ thể chọn ngẫu nhiên từ 1 đến 9 ảnh tròng mắt lần lượt mỗi người trong CASIA\_Iris\_Syn database dùng làm tập ảnh thực nghiệm ảnh còn lại dùng để test. Các bước thí nghiệm cụ thể như sau:

1. Vectơ đặc trưng  $X_{iL}$  được tạo ra bởi các thành phần băng tần thấp sau đó  $X_{iL}$  được chuẩn hóa, sau đó xác định đặc trưng và dùng PCA kết hợp SVD giảm kích thước đặc trưng.

2. Tiến hành chuẩn hóa thông tin tần số thấp thành vectơ  $X_{iL}$ , sau đó chuẩn hóa hệ số Curvelet lớp thứ 2 tạo vectơ  $X_{iH}$ .

3. Một hàng vectơ đặc trưng phù hợp với 1 ảnh được hình thành  $M_i = [X_{iL} \ X_{iH}]$ . Sau đó tiến hành xác lập đặc trưng từ  $M_i$  và dùng PCA kết hợp SVD làm giảm kích thước đặc trưng đó.

Để có thể so sánh hiệu quả nhận dạng, thực nghiệm tiến hành cho chạy với các thuật toán như Curvelet + PCA và Curvelet + SVD với cùng tập CSDL và cách thức tiến hành như phần trên.

Bảng 3. Tỷ lệ nhận dạng trung bình các lần chạy máy với các phương pháp nhận dạng khác nhau so với phương án đề xuất

Số ảnh tròng mắt của 1 người	Curvelet + PCA + SVD	Curvelet + PCA	Curvelet + SVD
1	68,83	65,42	64,87
2	82,46	76,87	74,32
3	81,87	81,15	76,45
4	86,53	82,42	81,65
5	90,74	83,89	84,71
6	95,36	85,06	86,52
7	96,30	85,42	86,72
8	96,70	88,93	89,13
9	97,05	94,39	95,26

Qua kết quả thí nghiệm cho thấy việc xác lập đặc trưng ảnh tròng mắt sử dụng biến đổi Curvelet kết hợp PCA và SVD cho ta tỉ lệ nhận dạng cao hơn so với các phương pháp khác.

## 5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này tác giả đề xuất phương thức nhận dạng dựa trên biến đổi Curvelet, PCA và SVD. Sau khi thực hiện các bước phân vùng tròng mắt, loại bỏ nhiễu và chuẩn hóa tròng mắt, tác giả sử dụng biến đổi Curvelet để phân tích hình ảnh được chuẩn hóa, PCA và SVD để làm giảm kích thước đặc trưng ảnh. Kết quả thực nghiệm sử dụng bộ cơ sở dữ liệu CASIA với 756 ảnh mắt của 108 cá thể người chứng minh việc chọn thuật toán kết hợp Curvelet với PCA và SVD xác định đặc trưng tròng mắt cho hiệu quả nhận dạng là 97,05% cao hơn so với các phương pháp trước đây.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. J.X.Shi, X.F.Gu, 2000. "The Comparison of Iris Recognition using Principal Component Analysis and Gabor Wavelet". Computer science and information technology 2010 3rd IEEE international Conference Vol.1.
- [2]. Y.Q.Zhang, P.L.Zhang, G.D.Wang, 2003. "Study on Image feature extraction using Singular Value Decomposition and Curvelet Transform". IEEE Trans.Image Processing Vol.12 No.6.
- [3]. John Daugman, 2004. "How Iris Recognition Works". IEEE Transactions on Circuits and Systems for video technology, Vol.14, No.1.
- [4]. E.Candes, L.Deanet,D.Donoho, 2006. "Fast Discrete Curvelet Transforms". Society for industrial and applied Mathematics Vol.5 No.3.
- [5]. S.Noushath, Ashok Rao, G. Hemantha Kumar, 2007. "SVD based algorithms for Robust Face and Object recognition in Robot Vision Application". 24th International Symposium on Automation & Robotics in Construction (ISARC 2007).
- [6]. A.D Rahulkar, D.V.Jadhav and R.S.Holamber, 2012. "Fast Discrete Curvelet Transform based anisotropic Iris Coding and Recognition using k.out-of-n". Machine Vision and Application Vol.23 No.6.
- [7]. Miss Monika Shukla, Dr.Soni Changlani, 2013. "A Comparative Study of Wavelet and Curvelet Transform for Image Denoising". OSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR -JECE)-ISSN: 2278-2834,p-ISSN: 2278-8735.Volume 7, Issue 4, PP 63-68.
- [8]. Tanaya Mandal, Q. M. Jonathan Wu, 2008. "Face recognition using curvelet based PCA" In: ICPR.
- [9]. Mohamed El Aroussi, Sanaa Ghouzali, Mohammed El Hassouni, Mohammed Rziza, Driss Aboutajdine, 2009. "Curvelet-based feature extraction with B-LDA for face recognition". IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications.
- [10]. S S Shylaja ; K N Balasubramanya Murthy, 2010, "Efficient retrieval of face images based on curvelets and singular value decomposition", Second International conference on Computing, Communication and Networking Technologies.