

A COMPARATIVE STUDY OF FACE RECOGNITION BASED ON SELECTED REGIONS WITH PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) AND KERNEL PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (KPCA) AND GABOR FILTERS

Petya Petrova- Technical University- Varna, p5ia@abv.bg

Abstract: The paper presents a comparative study of performance for face recognition algorithms using Principal Component Analysis (PCA) and Kernel Principal Component analysis (KPCA). Images with various Regions of Interest (ROI's) are chosen from the databases to recognise faces. The results of parallel recognition are compared with results of ideal conditions. It has been established that the size of the ROI's affects the rate of recognition.

Keywords: Comparative Face Recognition, Region of Interest, Recognition Rate

СРАВНИТЕЛНО РАЗПОЗАВАНЕ НА ЛИЦА СЪС СЕЛЕКТИРАНИ РЕГИОНИ С PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) И KERNEL PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (KPCA) И ФИЛТРИ НА ГАБОР

Петя Петрова- Технически университет- Варна, p5ia@abv.bg

Абстракт: В статията се разпознават лица чрез техниките Principal Component Analysis (PCA) и Kernel Principal Component analysis (KPCA) с използване на филтрите на Габор при не идеални условия. С двата метода паралелно се селектират различни по големина региони на интерес- Regions of Interest (ROI's) от всяко изображение в базата данни и се разпознават лица. Резултатите от паралелното разпознаване се сравняват с тези от разпознаването при идеални условия. Установено е как размерът на участъкът влияе върху процентът на разпознаване.

Ключови думи: сравнително разпознаване на лица, Регион на интерес (ROI), процент на разпознаване

Анотация. В статията се разпознават лица чрез техниките Principal Component Analysis (PCA) и Kernel Principal Component analysis (KPCA) с използване на филтрите на Габор при не идеални условия. С двата метода паралелно се селектират различни региони на интерес- Regions of Interest (ROI's) от всяко изображение в базата данни и се разпознават лица. Резултатите от паралелното разпознаване се сравняват с тези от разпознаването при идеални условия. Установено е как участъкът влияе върху процентът на разпознаване.

Ключови думи: сравнително разпознаване на лица, Регион на интерес (ROI), процент на разпознаване

1. Въведение

Разпознаването на лица се е превърнало в една от най-важните биометрични технологии. Нейни потенциални приложения са личната идентификация, контрол, сигурност, системи за наблюдение, телекомуникации и др. Пет са най-основните фактори, които могат да повлияят значително върху производителността на системата за разпознаване: осветление, поза, изражение, закрити участъци и застаряване [1].

В статията се ползват техниките за разпознаване на лица- Principal Component Analysis (PCA) и Kernel Principal Component analysis (KPCA) с използване на филтрите на Габор [1][2][3]. Разпознават се лица при не идеални условия. Селектира се регион(и) на интерес (Region(s) of Interest- (ROI's)) от всяко изображение в базата данни.

Установено е влияние на размерите на ROI's върху процентите от паралелното разпознаване.

1.2. Principal Component Analysis (PCA)

PCA се използва за намиране на t -измерно подпространство, чиито вектор съответства на максималната вариация (отклонение), където ($t < v$). Основните вектори се дефинират като собствени вектори eigenvectors от матрицата на разсейване и се дефинира като [4]:

$$\sum_{i=1}^M (x_i - \mu) \cdot (x_i - \mu)^T \quad (1)$$

Където μ означава стойност от всички M - изображения в обучаващият набор или дадено лице, T е транспозиция от неговите свойства и $|x_i$ е i -тото изображение с неговите съединени колони във вектор. Основните компоненти от t - собствени вектори са с t - големи собствени стойности [4].

1.3. Kernel Principal Component analysis (KPCA)

Като се взема в предвид набора от изображения X_k [4],

$$x_k = [x_{k_1}, \dots, x_{k_n}]^T \in R^n \quad (2)$$

Kernel PCA проекциите на всеки вектор x от входното пространство, R^n до високо измерното пространство от характеристики R_f , чрез не линейно форматирания функция: $\Phi: R^n \rightarrow R^f$, $f > n$. След това PCA процесът се извършва въз основа на Kernel-подпространство чрез решаване на съответстващ проблем със собствена стойност:

$$\lambda \omega^\Phi = C^\Phi \omega^\Phi \quad (3)$$

Където C^Φ е ковариансна матрица. Всяко решение ω^Φ от $\lambda \neq 0$ принадлежи на участъка $\Phi(x_1), \dots, \Phi(x_m)$ [4].

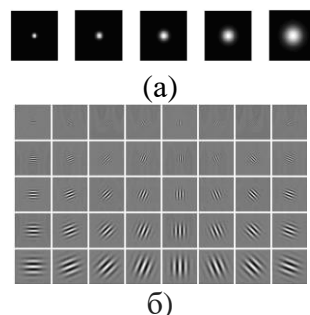
1.4. Представяне на Габор Уейвлети- 2D Gabor Wavelets (GW)

След като локалната честота и ориентация са не известни от тип $U \times V$ обикновено се предполага, че те извличат характеристики от изображението [4]:

$$\left\{ \varphi_{\Pi(f_u, \theta_v, \gamma, \eta)}(x, y) \right\}, f_u = \frac{f_{max}}{\sqrt{2^u}}, \quad (4)$$

$$\theta_v = \frac{v}{8} \pi, +u = 0, \dots, U - 1, v = 0, \dots, V - 1$$

Където f_u и θ_v дефинират ориентацията и мащаба на Габор уейвлети, f_{max} е максималната честота, $\sqrt{2}$ и (половин октава) е фактор на отстояние между различните централни честоти. Стандартният Габор уейвлет има пет мащаба $U = 5$ и осем ориентации $V = 8$ за целият набор от 40 GW. На фиг. 1 са показани а) амплитуда от пет мащаба, на фиг. 1 б) реална част от пет мащаба и осем ориентации [5][6].



Фиг.1 Габор уейвлети

2. Изложение

Като предизвикателство пред редица изследователи [7] е въпросът, при който разпознаването на лица се извършва при липсващи части от лицето. За това те насочват

изследванията си, когато разпознаването се извършва посредством регион- ROI [8][9]. Разпознаването се затруднява- наличие на очила, шалове, позиция на лицето, изражения и др. [10], или липса на част лицето [10] (наличие на ROI). Холистичните методи (Eigenfaces и Fisherfaces), които извличат глобални характеристики в този случай са не приложими [10].

Настоящата статия има за цел сравняване на резултати от разпознаване на лица с холистичните методи PCA и KPCA и използване Габор уейвлети [2] при наличие на три различни размери ROI's. Стъпките по долу описват експериментът:

- Зареждане на изображения и изчисляване на амплитудата на Gabor-характеристиките
- Конструирание на филтърна банка на Габор (8X5) [2].
- Филтриране на изображението. Конструирание на дължината му, зареждане и извличане на характеристики от създадената матрица база данни (X) [2].
- Избиране на ROI's (x) ($x = X$ [Големина на участък])
- Разделяне на данните- обучаващ, оценяващ и тестови набори [2].
- Конструирание съответно на PCA/ KPCA - подпространство. Стартиране на оценяваща и тестова проекция на лице, извличане на характеристики [2].
- Изчисляване сходството на матрицата [2].
- Оценяване сходството на матрицата [2].

След изчисление на матрицата на сходство се визуализират и някои специфични, графични и математични резултати- ROC, СМС и ЕРС криви- показатели за ефективност [2].

На фиг. 2 е дадена блокова схема за тестване на процеса.



Фиг. 2 Блокова схема за тестване на процеса

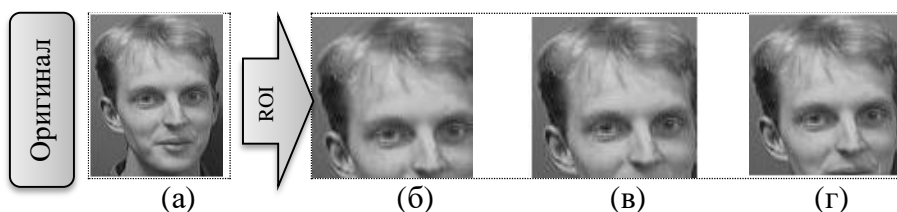
База данни е Olivetti Research Laboratory (ORL)- AT&T, ‘pgm’. Всеки от 40-те субекта има по 10 различни изражения на лицето с включени промяна на осветлението. Това допълнително усложнява разпознаването [2]. Използва се Neighbor- класификатор, който да класифицира данните със сходство Mahalanobis Cosine (MANCOS)[2]. Данните се разделят като се образуват обучаващ, оценяващ и тестови набор от данни [2]

2.1.Разпознаване при идеални условия

Разпознаването при идеални условия с Габор филтри и PCA- без селектиране на ROI's е от порядъка на 74.17% [2]. А разпознаване с Габор филтри и KPCA в идеални условия е 80.00 % (отразено е в Таблица 1).

2.2.Регион(и) на интерес (Region(s) of Interest- (ROI('s))

ROI са не идеално отсечените региони от всяко лице в базата данни. Селектират се три различни ROI's , с различни (близки) координати (размери) от всяко изображение на базата данни. С всеки от тях се формират три бази данни и се разпознават паралелно лица посредством съответно PCA/ KPCA и 40-те филтри на Габор. На фиг. 3 (а) е показано оригинално изоражение и условно обозначените малък фиг. 3 (б), среден фиг. 3 (в) и голям фиг. 3 (г) по размери участъци.



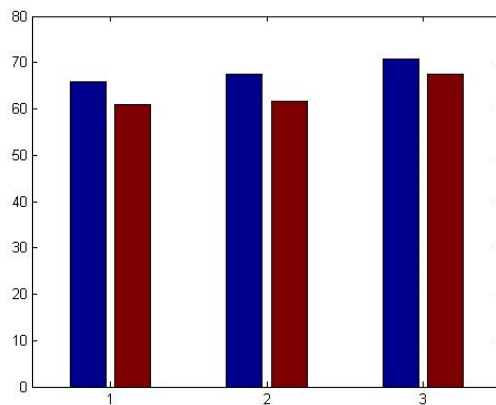
Фиг. 3 Различни по големина ROI's



В зависимост от големината на ROI се получават и различни резултати в разпознаването (Таблица 1), които са сравнени са с тези, получени в идеални условия (съответно PCA/KPCA+Габор)[2].

ROI's	Размери на ROI's	Разпознаване [в %] Габор	
		PCA	KPCA
	Малък	65.83	60.83
	Среден	67.50	61.67
	Голям	70.83	67.50
PCA+Габор- идеални условия	-	74.17	80.00

Таблица 1

Резултатите сочат това, че с увеличаване на ROI като размери, се увеличава и разпознаването [в %] (за двата метода). При най- малкият ROI е най-малко разпознаването. На фиг.4 са показани резултатите съответно за малък, среден, голям участък и за съответните методи PCA и KPCA и филтри на Габор.



1.  Габор+РСА
2.  Габор+КРСА

Фиг. 4 Резултати от разпознаването

3.Изводи

В статията е извършено разпознаване с РСА и КРСА и филтри на Габор при селектирани три различни участъка. С увеличаване размерите на ROI's, се увеличава и разпознаването, и обратно. В идеални условия разпознаване с КРСА генерира по-добър резултат (80.00 %) от този с РСА (74.17 %). Но при сравнение на разпознаването според съответните ROI's по-високи проценти се получават с РСА. Полученото максимално разпознаване при най-големият селектиран участък с РСА е 70.83 %, най-близко до разпознаване в идеални условия (74.17 %).

References

- [1] R. Ibrahim, Prof. F. Chadi, Prof. A. Samra. Plastic Surgery Face Recognition: A comparative Study of Performance. IJCSI International Journal of Computer Science Issues, ISSN : 1694-0814, Vol. 10, Issue 5, No 2, pp. 88-96, September 2013
- [2] V. Struc. The PhD Face Recognition Toolbox. Ljubljana, 2012
- [3] Isra'a Abdul-Ameer Abdul-Jabbar. Face Image Enhancement using Wavelet Denoising and Gabor Filters [J]. Department of Computer Science, University of Technology, IJCCCE Vol.16, No.1, 2016, Baghdad –Iraq, pp.104-117
- [4] Araoluwa S., Adetunmbi Adebayo O. Development of an Efficient Face Recognition System based on Linear and Nonlinear Algorithms, pp. 27-30
- [5] L. Shen and L. Bai. A review of Gabor wavelets for face recognition. *Patt. Anal. Appl.* 9, pp. 273-292, 2006
- [6] L. Shen, Li Bai. Information theory for Gabor feature selection for face recognition. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 2006, pp. 1–11
- [7] M. Oravec, J. Mazanec, J. Pavlovicova, P. Eiben, F. Lehocki. Face Recognition. Face Recognition in Ideal and Noisy Conditions Using Support Vector Machines, PCA and LDA. *Computer and Information Science*. ISBN 978-953-307-060-5
- [8] A. Goyal, N. Singh, M. Sood. Texture based Classification for Face Recognition. Proceedings of SARC-IRF International Conference, New Delhi, India, ISBN: 978-93-84209-08-7, pp. 50-54, 2014.
- [9] D. Vukadinovic, M. Pantic. Fully Automatic Facial Feature Point Detection Using Gabor Feature Based Boosted Classifiers. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics Waikoloa, pp.1-10, pp.1693-1698, Hawaii October, 2005
- [10] A. Andres, S. Padovani, M. Tepper, J. Berles. Face Recognition on Partially Occluded Images Using Compressed Sensing. *Pattern Recognition Letters*, 2013