

Gabor 특징과 FSVM 기반의 연령별 얼굴 분류

Age of Face Classification based on Gabor Feature and Fuzzy Support Vector Machines

이현직*, 김윤호*, 이주신**

Hyun-Jik Lee*, Yoon-Ho Kim*, and Joo-Shin Lee**

요 약

최근 영상처리기술과 컴퓨터과학의 발달로 연령변화에 따른 얼굴형상 분류 방법은 일반적인 주제가 되었다. 사람의 연령별 얼굴분류는 생물학적 유전자와 오랜 생활의 식습관으로 인하여 얼굴 형상이 변하기 때문에 통계적 형상만으로 예측하기란 쉽지 않다. 본 논문에서는 Gabor 특징과 fuzzy SVM 기법을 이용하여 연령대별 얼굴분류 기법을 제안하였다. Gabor 웨이블릿 함수는 얼굴의 특징벡터를 구하기 위하여 사용되고 연령대별 얼굴형상 구분이 애매모호한 문제를 해결하기 위해 fuzzy SVM 기법을 이용하여 연령별 소속 함수를 정의하였다. 제안한 방법으로 연령별 소속함수에 따른 얼굴 분류 실험을 수행하였고 제안한 방법의 타당성을 확인하였다.

Abstract

Recently, owing to the technology advances in computer science and image processing, age of face classification have become prevalent topics. It is difficult to estimate age of facial shape with statistical figures because facial shape of the person should change due to not only biological gene but also personal habits.

In this paper, we proposed a robust age of face classification method by using Gabor feature and fuzzy support vector machine(SVM). Gabor wavelet function is used for extracting facial feature vector and in order to solve the intrinsic age ambiguity problem, a fuzzy support vector machine(FSVM) is introduced. By utilizing the FSVM age membership functions is defined. Some experiments have conducted to testify the proposed approach and experimental results showed that the proposed method can achieve better age of face classification precision.

Key words : age of face, classification, feature vector, Gabor feature, FSVM

I. 서 론

얼굴은 사람의 특성 중 중요한 부분으로써 표정, 성별, 인종, 나이 등 많은 개인정보를 포함하고 있다. 일반적으로 인간의 얼굴은 부모의 유전자를 이려받

은 형상의 얼굴로 태어나지만, 그 이후에는 자신이 살아간 삶의 내용 등에 따라 후천적인 얼굴이 새로 형성되어진다. 즉, 자신의 건강 상태, 수명주기, 외부 온도, 날씨와 같이 여러 가지 내·외부적인 영향으로 사람의 얼굴은 바뀔 수 있다. 시대에 걸쳐 동일한 사

* 목원대학교 컴퓨터공학부 (Division of Computer Engineering, Mokwon University)

** 청주대학교 전자정보공학부 (Division of Electronic & Information, Cheongju University)

· 제1저자 (First Author) : 이현직

· 교신저자 (Corresponding Author) : 김윤호

· 투고일자 : 2012년 2월 1일

· 심사(수정)일자 : 2012년 2월 2일 (수정일자 : 2012년 2월 17일)

· 게재일자 : 2012년 2월 28일

람의 얼굴을 보기란 어렵고, 수집된 얼굴의 정확한 나이나 대략적인 연령을 지정하는 것 또한 쉬운 일이 아니다. 최근 얼굴나이 변화과정이나 예측에 관한 연구가 활발하게 진행 되고 있는 바, 신원확인 및 보안, 부모들의 아이 통제, 여권 갱신 및 실종 아동 찾기 등 다양한 분야에 활용되고 있다[1]-[3].

연령별 얼굴을 분류하는 방법에는 얼굴의 특징점을 추출하여 기하학적인 형태를 비교하여 수행하는 방법과 얼굴 영상의 많은 왜곡들을 포괄할 수 있는 얼굴 영상의 템플릿을 이용하여 템플릿의 단순비교 방식, PCA(Principal Component Analysis)를 이용한 방법, LDA(Linear Discriminant Analysis) 등을 이용하는 방법이 대표적이다[4]. 최근에는 NN(Neural Network), HMM(Hidden Markov Model), SVM 등, 다양한 패턴 인식기법들이 활용되고 있다[5][6]. 특히, SVM을 이용하는 방법은 주로 전처리를 거친 얼굴 영상들을 이용하여 계산된 가중치를 효과적으로 분류하기 위하여 SVM을 이용하는 방식이 연구되고 있다[7][8].

본 논문에서는 공간적 특징에 반응하는 성질을 가지고 있어 잡음이나 주변 환경에 강인한 특성을 가지고 있는 Gabor 웨이블릿으로 특징벡터를 구하고, 구한 특징 벡터를 정확하게 분류하기 위하여 FSVM(Fuzzy Support Vector Machine)을 사용하였다.

II. 연령별 얼굴 분류

제안하는 연령별 얼굴 분류기법의 순서는 그림 1과 같이 단계별 처리 과정을 통해 이루어진다.

1 단계. Gabor 특징추출

얼굴의 특징점 40개에 대하여 Gabor 웨이블릿 변환한 결과로 특징벡터를 구성한 후, 특징벡터들은 각 특징점에 대하여 크기와 위상의 수만개의 특징들을 기억하게 한다.

2 단계. SVM 훈련

추출된 특징벡터를 바탕으로 SVM을 이용한 학습이 이루어진다.

3 단계. FSVM 기반의 분류

학습된 집합과 테스트 이미지의 특징 벡터와의 유사도를 측정 한 후 유사도가 높은 클래스에 이미지가 할당된다. 여기서 애매한 연령 범위 문제의 해결을 위해 FSVM를 이용하여 각각의 유아, 어린이, 성인, 노인 군으로 분류한다.

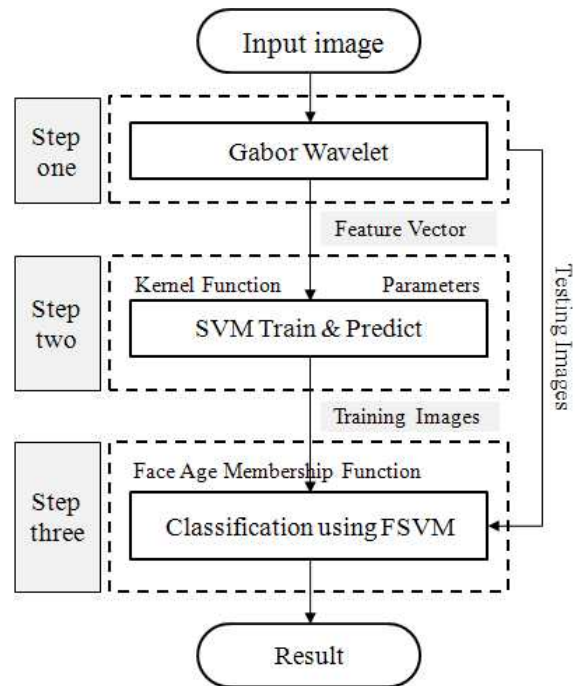


그림 1. 연령별 얼굴 분류 순서도
Fig. 1. Age of face classification flow chart

III. Gabor 웨이블릿

Gabor 웨이블릿[9]은 텍스처 분석, 분할, 패턴인식 등 다양한 분야에서 사용되고 있다. 특정 주파수와 방향 성분을 갖는 사인 평면 파형으로 위치 · 방향 · 주파수 특성을 추출 가능하며 영상 내에서 다양한 크기와 방향을 갖는 Gabor 웨이블릿을 사용함으로써 다양한 주파수 정보들을 추출 할 수 있다. Gabor 웨이블릿은 2차원 형태로 일반화되어 컴퓨터비전 응용에 광범위하게 사용되며 일반적으로 식 1과 같이 정의된다.

$$\psi_{\mu,\nu}(z) = \frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{ik_{\mu,\nu}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (1)$$

여기서 μ 와 ν 는 각각 영상내의 위치 $z=(x,y)$ 내에서 Gabor 웨이블릿의 방향과 스케일, $k_{\mu,\nu}$ 는 파형 벡터를 나타낸다. 이때 파형 벡터는 식 2와 같다.

$$k_{\mu,\nu} = k_\nu e^{i\phi_\mu} \quad (2)$$

여기서 $k_\nu = k_{\max}/f^\nu$ 이고, $\phi_\mu = \pi\mu/8$ 이다. k_{\max} 는 최대 주파수이고 f 는 주파수 도메인에서 커널 사이의 공간 계수이다. 대부분의 경우 5개의 스케일 $\nu \in \{0,1,\dots,4\}$ 와 8개의 방향 $\mu \in \{0,1,\dots,7\}$ 을 갖는 40개의 Gabor 웨이블릿을 이용한다. 이때 Gabor 웨이블릿은 $\sigma = 2\pi, k_{\max} = \pi/2, f = 2^{1/2}$ 이다. Gabor 웨이블릿의 진폭은 영상내의 위치 변화에도 변화가 크지 않지만 위상은 영상 내의 인접한 위치에서도 값의 차이가 크기 때문에 본 연구에서는 Gabor 웨이블릿의 진폭부만 사용한다(그림 3). 그림 2는 5개의 스케일과 8개의 방향을 갖는 40개의 Gabor 웨이블릿의 실수부를 보여준다.

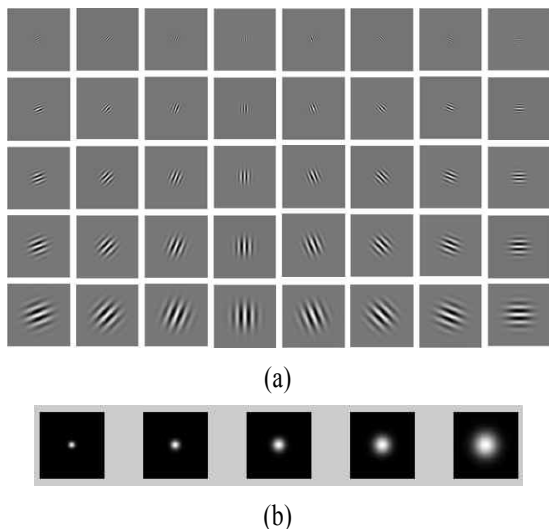


그림 2. Gabor 웨이블릿. (a) 40개 Gabor 웨이블릿의 실수부. (b) 5개의 서로 다른 스케일을 갖는 Gabor 웨이블릿의 진폭.

Fig. 2. Gabor wavelet. (a)The real part of the Gabor wavelets at five scales and eight orientations. (b)The magnitude of the Gabor wavelets at five different scales.

입력영상은 식 1로 정의되는 Gabor 웨이블릿과 회전 작업을 통하여 나타낸다. $I(x,y)$ 을 위치 (x,y) 에서의 명암값이라 할 때 영상 I 와 Gabor 웨이블릿 $\Psi_{\mu,\nu}$ 의 회전은 다음 식 3과 같다.

$$O_{\mu,\nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu,\nu}(z) \quad (3)$$

여기서 $z=(x,y)$ 이고 $*$ 는 회전 연산자이며, $O_{\mu,\nu}(z)$ 는 방향 μ 와 스케일 ν 을 갖는 Gabor 웨이블릿과 영상과의 회전 후 만들어진 Gabor 특징 벡터이다.

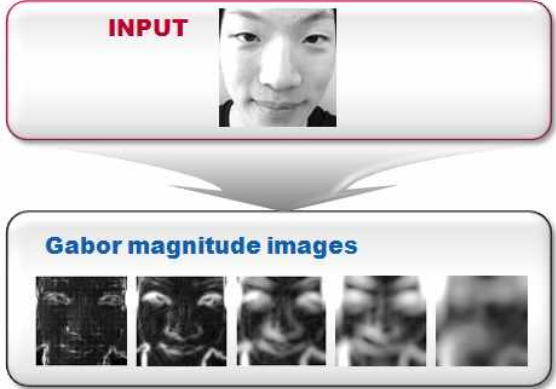


그림 3. Gabor 웨이블릿의 진폭 이미지
Fig. 3. Magnitude images of Gabor wavelet

그림 3과 같이 Gabor 특징을 통해 나타난 $O_{\mu,\nu}(z)$ 는 SVM 분류를 위해 사용된다.

IV. 퍼지 SVM

4-1 연령별 얼굴 소속 함수

단순히 SVM기법만을 이용하여 학습된 이미지를 연령별 클래스로 분류하는 것은 애매한 문제가 발생한다. 일반적으로 어린아이의 얼굴을 판단하는 것은 간단하지만 대부분의 성인 얼굴을 연령에 맞게 클래스로 분류하는 것은 쉽지 않다.

본 연구에서는 연령별 얼굴분류의 애매함을 해결하기 위하여 연령별 퍼지소속 함수를 정의하고 SVM 기법을 결합시킨 FSVM[10]을 사용하였다. 또한, 분류하기 애매한 연령대를 적절한 클래스에 맞게 분류

하는 방법을 다음과 같이 정의하였다.

- ① 구별하기 애매한 연령대를 범위에서 제외한다.
- ② 각각의 클래스에 맞게 연령별로 범위 설정한다.
- ③ 퍼지이론을 바탕으로 각각의 클래스에 연령대별 분포도를 설정한다.

위와 같이 정의한 내용을 함수에 대한 식으로 나타낼 수 있다. 우선, 연령별 얼굴에 대한 클래스를 크게 유아, 어린이, 성인, 노인 등의 4개로 분류한다. 연령별 소속 함수 $\mu_i(x)$ 에 대한 식은 다음과 같다.

$$0 \leq \mu_i(x) \leq 1, i \in \{1, 2, 3, 4\}, 0 \leq x, \sum_{i=1}^4 \mu_i(x) = 1 \quad (9)$$

여기서, i 는 클래스의 수를 나타내며 i 번째 클래스의 구성은 나이에 따른 라벨값 x 로 나타내었다. 두 클래스의 인접한 경계부분에서 연령층에 대한 모호성이 항상 나타나기 때문에 각 나이 라벨값 x 는 두 연령 클래스에 속할 수 있다. 따라서 각 클래스를 정교하게 분류하기 위해 위에서 나열한 방법을 3가지 연령별 소속 함수로 구성하였다.

- ① 구별하기 애매한 연령 배제

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 1 & x=0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad \mu_2(x) = \begin{cases} 1 & 3 \leq x \leq 12 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$\mu_3(x) = \begin{cases} 1 & 20 \leq x \leq 40 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad \mu_4(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 60 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

- ② 각각의 클래스에 맞는 연령별 범위 설정

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 1 & x=0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad \mu_2(x) = \begin{cases} 1 & 1 \leq x \leq 17 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$\mu_3(x) = \begin{cases} 1 & 18 \leq x \leq 55 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad \mu_4(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 56 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

- ③ 퍼지이론을 바탕으로 각각의 클래스에 연령별 분포도를 설정

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 1 & x=0 \\ 0.8 & x=1 \\ 0.5 & x=2 \\ 0 & \text{else} \end{cases},$$

$$\mu_2(x) = \begin{cases} 0.2 & x=1 \\ 0.5 & x=2 \\ 1 & 3 \leq x < 12 \\ 1 - 1.5((x-12)/8)^2 & 12 \leq x < 16 \\ 1.5((x-12)/8)^2 & 16 \leq x < 20 \\ 0 & \text{else} \end{cases},$$

$$\mu_3(x) = \begin{cases} 1.5((x-12)/8)^2 & 12 \leq x < 16 \\ 1 - 1.5((x-12)/8)^2 & 16 \leq x < 20 \\ 1 & 20 \leq x < 36 \\ 1 - 1.2((x-36)/24)^2 & 36 \leq x < 48 \\ 1.2((x-60)/24)^2 & 48 \leq x < 60 \\ 0 & \text{else} \end{cases},$$

$$\mu_4(x) = \begin{cases} 1.2((x-36)/24)^2 & 36 \leq x < 48 \\ 1 - 1.2((x-36)/24)^2 & 48 \leq x < 60 \\ 1 & x \geq 60 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

4-2 FSVM(Fuzzy Support Vector Machine)

SVM의 기본 원리는 훈련 데이터들을 고차원의 특징공간으로 사상 시킨 후 두 분류 사이의 여백을 최대화 시키는 결정함수를 찾는 것이다[6]. 사상에 대한 정보가 없어도 특징공간에서 커널이라고 하는 내적함수를 활용하여 최적의 결정함수를 찾는다. 부호화된 학습 집합 $S = \{(y_i, x_i) : 1, \dots, l\}$ 가 주어졌을 때, 각 훈련데이터 $x_i \in R^N$ 는 두 개의 부호화된 부분 중 반드시 한곳에 속하게 되며 이때 부호는 $y_i \in \{-1, 1\}$ $i = 1, \dots, l$ 이다. $z = \phi(X)$ 이 R^N 에서 특징 공간 Z 로의 사상일 때, $W \cdot Z + b = 0$ 을 만족하는 (W, b) 을 결정함수라 한다. 이때, $W \in Z, b \in R$ 이면 X_i 는 다음 식 4에 의해 분리된다.

$$f(x_i) = \text{sign}(W \cdot Z_i + b) = \begin{cases} +1, & \text{if } y_i = 1 \\ -1, & \text{if } y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

선형 분리경계면으로 완전히 구분할 수 없는 데이터들을 처리하기 위해 유효변수(ξ)를 사용한다. ξ_i 는 결정함수를 만족하지 않는 X_i 에 대한 오분류 척도이

따라서 $\sum_{i=1}^l \xi_i$ 는 학습된 데이터 S 에 대한 오분류 척도가 된다. 따라서 최적의 결정함수는 식 5와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ & \text{s.t. } y_i(w \cdot z_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

라그랑제 승수 $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)$ 을 도입할 때, $\phi: R^N \rightarrow Z$ 을 만족하고 $\phi(X) = Z$ 이면 다항식 커널 함수 $K(x_i, x_j) = (1 + x_i \cdot x_j)^d$ 가 식 6과 식 7을 만족하는 최적의 결정함수는 식 8과 같다.

$$z_i \cdot z_j = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} & \text{minimize } W(\alpha) \\ & = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ & \text{s.t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} f(x) & = \text{sign}(w \cdot z + b) \\ & = \text{sign}\left(\sum_{i=0}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right) \end{aligned} \quad (8)$$

FSVM의 특징은 SVM이 비선형 분류문제를 해결할 때 퍼지함수와 결합한 훈련데이터를 사용함으로써 오분류량의 단위인 유효변수들이 퍼지함수의 영향을 받아 결정곡면의 기울기를 조정할 때 유연성을 지니도록 조정하는 것이다. FSVM의 최적의 결정함수는 식 10과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{minimize } W(\alpha) \\ & = \frac{1}{2} W \cdot W + C \sum_{i=1}^l s_i \xi_i \\ & \text{s.t. } y_i(W \cdot Z_i + b) \geq 1 - \xi_i, \\ & \quad \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 퍼지소속 정도 s_i 는 벡터 X_i 가 한 클래스에 속하는 정도를 표시한 속성이고 ξ_i 는 SVM에서 오분류에 대한 오차의 척도이므로 $s_i \xi_i$ 는 서로 다른 가

중치를 갖는 오차의 척도이다. 또한, 퍼지소속 정도의 하계로 $\sigma > 0$ 을 선택하고, 시간 $t_1 \leq \dots \leq t_l$ 에 관한 소속정도의 함수는 다음 식 11과 같다.

$$s_i = f(t_i) = (1 - \sigma) \left(\frac{t_i - t_1}{t_l - t_1} \right)^2 + \sigma \quad (11)$$

V. 실험 및 고찰

본 실험에서는 여러 인종별로 1,002개의 고해상도 얼굴이미지를 공개하고 있는 FG-NET Aging Database[11]을 사용하였다. FG-NET Aging Database는 0 ~ 69세의 연령대별 얼굴이미지를 포함하고 있다. 우선 얼굴이미지 데이터 집합을 학습데이터 집합과 테스트데이터 집합으로 나누었다. Gabor 웨이블릿변환을 위하여 얼굴 검출기와 정규화 과정을 거쳐 64*64 사이즈 gray scale로 변경하였고 각각의 얼굴을 수동으로 주관적인 연령값을 표시하였다. 학습데이터 집합은 978개의 얼굴 이미지로 구성하였고, Osuna 알고리즘을 기반으로 한 SVMlight 공개 소스를 이용하여 학습하였다[12]. 학습은 인식률을 높이기 위해 4-1에서 설명한 연령별 소속 함수 중 구별하기 애매한 연령층을 배제한 ①함수를 이용하였다. 테스트데이터 세트는 baby(58), child(360), adult(512), old(80)로 1,000개의 얼굴 이미지를 0 ~ 69세의 연령 범위를 나누어 구성하였고, 연령대의 범위는 baby(0-1), child(2-16), adult(17-50), old(51-69)로 설정하였다.

본 실험에서 Gabor특징 외에 Local Binary Patterns (LBP)[13] 특징을 이용하여 연령별 얼굴분류 정확도를 표 1과 같이 비교하였다.

표 1. Gabor 특징을 이용한 연령별 얼굴 분류의 정확도
Table 1. Precision of face age classification using Gabor feature

Dataset feature	Training set		Test set	
	LBP	Gabor	LBP	Gabor
Baby	97.7%	98.2%	96.4%	85.9%
Child	97.1%	98.9%	79.7%	91.7%
Adult	96.9%	98.9%	88.2%	88.8%
Old	96.5%	99.7%	75.6%	89.8%
Total	97.1%	99.0%	84.9%	89.0%

Gabor와 LBP 각각의 특징을 이용하여 학습데이터 집합과 테스트데이터 집합의 얼굴분류 정확도를 측정하였고, Gabor특징을 이용하여 연령별 얼굴 분류하는 방법이 더 정확하다는 것을 확인하였다.

4-1에서 수식으로 정의한 3가지 연령별 소속 함수를 이용하여 실험을 수행한 결과를 표 2에 나타냈다. 실험에서 정의된 함수 ①과 ②는 SVM기법을 이용하여 분류하였고 함수 ③은 FSVM을 이용하여 분류하였다. 인식 결과 구별하기 애매한 연령대를 제외한 함수 ①의 인식률은 86.1%, 각각의 클래스에 맞게 연령범위를 설정한 함수 ②의 인식률은 79.6%, 그리고 퍼지이론을 바탕으로 한 함수 ③의 인식률 89.0%의 인식률을 보였다. 함수 ①의 경우 구별하기 애매한 연령대를 제외했기 때문에 인식률이 준수하게 나타났으며, 함수 ②의 경우는 ①에 비해 연령층의 범위가 확대됨으로써 인식률이 다소 떨어지기 시작했다. 함수 ③은 함수 ①, ②보다 정확하게 분류되었고, 다른 클래스에 비해 인식률이 낮은 Baby와 Old클래스의 경우 61.4%에서 85.9%, 79.6%에서 89.8%로 향상된 것을 확인할 수 있었다.

표 2. 연령별 소속 함수에 따른 비교 결과

Table 2. Comparative results with respect to age of face membership functions.

Membership func.	①	②	③
Classifier	SVM	SVM	FSVM
Baby	78.9%	61.4%	85.9%
Child	91.4%	91.7%	91.7%
Adult	88.4%	87.5%	88.8%
Old	86.0%	78.0%	89.8%
Total	86.1%	79.6%	89.0%

실험결과 연령별 얼굴 이미지는 각각의 클래스 (baby: 1, child: 2, adult: 3, old: 4)에 따라 분류되었다. 그림 4는 Gabor특징과 FSVM를 이용하여 분류된 결과화면이고, 각각의 이미지는 클래스 번호와 인식되었다는 참(1), 거짓(0)으로 나타내었다.



그림 4. 연령별 얼굴 분류 결과
Fig. 4. Classification results with age of face

VI. 결 론

본 논문에서는 Gabor 특징과 정의된 연령별 얼굴 소속 함수에 따른 FSVM 기법을 이용하여 연령별 얼굴이미지 분류를 제안하였다. 먼저, Gabor 웨이블릿을 이용하여 추출된 특징 벡터를 학습데이터 집합과 테스트데이터 집합으로 나누어 구성하였다. SVM을 이용하여 학습이 이루어지고 학습된 집합과 테스트 이미지의 특징 벡터와의 유사도를 측정 후 유사도가 높은 클래스에 이미지가 할당된다. 여기서 애매한 연령 범위 문제의 해결을 위해 FSVM를 이용하여 각각의 baby(1), child(2), adult(3), old(4) 클래스로 분류하였다. 실험 결과 Gabor 특징과 FSVM을 이용함으로써 보다 향상된 연령에 따른 얼굴이미지 분류기법을 확인할 수 있었다.

향후, 비교 계산 속도를 향상시키고 실시간 얼굴 분류 가능한 시스템을 도입하여 많은 응용분야에 도움이 되고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] Yun Fu, Guodong Guo and Thomas S. Huang, "Age Synthesis and Estimation via Faces: A survey", *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 32, no. 11, November 2010.
- [2] Jian-Gang Wang, Eric Sung and Wei-Yun Yau, "Active Learning for Solving the Incomplete Data Problem in Facial Age Classification by the Furthest Nearest-Neighbor Criterion", *IEEE Trans. on Image processing*, vol. 20, no. 7, July 2011.
- [3] Jian-Gang Wang, Wei-Yun Yau and H. L. Wang, "Age categorization via ECOC with fused gabor and LBP features", *Proc. IEEE Workshop Applic. Comput. Vis.* pp. 1 - 6, 2009.
- [4] 이세진 외 2명, "PCA&LDA-SIFT 알고리즘을 이용한 얼굴인식 성능의 향상," *한국정보기술학회*, vol. 8, no. 6, 2010. 6.
- [5] D. Kalamani and P. Balasubramanie "Age Classification using Fuzzy Lattice Neural Network", *Intelligent Systems Design and Applications*, 2006.
- [6] V. Vapnik, "Statistical Learning theory", *John Wiley & Sons, New York*, 1998.
- [7] Chengjun Liu, Harry Wechsler, "Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition", *IEEE Trans. on Image processing*, vol.11, no.4, April 2002.
- [8] 김용민 외 5명, "피부색 영역내의 하알 유사 특징에 기반한 유해 영상 분류 방법," *한국정보기술학회*, vol. 9, no. 6, 2011. 6.
- [9] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Kruger, and C. von der Malsburg, "Face recognition by elastic bunch graph matching," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 7, pp. 775~779, July 1997.
- [10] C.F.Lin, "Fuzzy Support Vector Machines," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 13, no. 2, March 2002.
- [11] The FG-NET Aging Database,
<http://www.fgnet.rsunit.com/>,
<http://www-prima.inrialpes.fr/FGnet/>, 2010.
- [12] SVMLight,
<http://svmlight.joachims.org/>, 2008
- [13] Timo Ahonen, Abdenour Hadid, Matti Pietikäinen, "Face Recognition with Local Binary Patterns," *ECCV 2004, LNCS 3021*, pp. 469-481, 2004.

이 현 직 (李炫直)



2008년 8월 : 목원대학교 컴퓨터 공학부(공학사).

2011년 2월 : 목원대학교 일반대학원 컴퓨터·멀티미디어전공(공학석사).

2011년 2월-현재 : 목원대학교 일반대학원 컴퓨터·멀티미디어전공 박사과정.
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전 등.

김 윤 호 (金允鎬)



1992년 ~ 현재 : 목원대학교 컴퓨터 공학부 교수.

2005년 ~ 2006년 : University of Auckland NZ, CTR Lab. Research Fellow.

2008년 ~ 현재 : ISO/TC223 Societal Security Korea Delegate.

2010 ~ 현재 : 목원대학교 입학취업처장, IEEE, 대한전자공학회, 한국통신학회 정회원 / 한국정보술학회 부회장(현), 사회안전학회 수석 부회장(현), 한국향행학회 논문지 편집위원장(현).

관심분야 : 영상처리, 사회안전표준화, 방재정보통신 등.

이 주 신 (李周信)



1975년 : 명지대학교 전자공학과 공학사.

1977년 : 홍익대학교 전자공학과 공학석사.

1986년 : 명지대학교 전자공학과 공학박사.

1979.9~현재. 청주대학교 전자정보 공학부 교수.

관심분야 : 영상처리, 디지털 신호처리, 컴퓨터비전 등.