

임베디드 시스템에서 Eigenface를 이용한 얼굴인식 시스템 설계

○

이수일*, 권기현*, 변형기*, 김덕은**, 최형진**

* 강원대학교 전자정보통신공학부 정보통신공학전공

** 강원대학교 IT특성화학부(대학) 컴퓨터과학전공

e-mail: anyjava@empal.com

Face Recognition System using Eigenface on Embedded System

Soo-il Lee*, Ki-Hyeon Kwon*, Hyung-Gi Byun*, Duk-Eun Kim**, Hyung-Jin Choi**

* Dept of Info. & Communication Engineering, Kangwon Natl. Univ.

** Dept of Computer Science, Kangwon Natl. Univ.

요 약

최근 들어 정보통신 분야의 기술이 급격히 발전함에 따라 컴퓨터 사용의 증가와 임베디드 시스템 및 사회 각 분야에서 보안에 대한 의식이 점점 높아져 가고 있다. 각 분야에서 신체 정보를 이용한 연구들이 활발히 이루어지고 있는데 본 논문에서는 USB 캠을 이용한 실시간 얼굴 인식 방법에 대해서 제안한다. 카메라를 이용하여 얼굴을 인식하는 방법은 현재까지 여러 가지 방법들이 제시되어 왔지만 일반 pc에서 쓰는 USB 캠을 사용하여 제약 조건 없고 안정적인 인식 방법은 아직까지 나와 있지 않다. 얼굴영역을 주성분 변수로 변환하여 영상의 명암, 얼굴위치, 얼굴의 영역을 추출할 수 있는 기존의 시스템들이 많이 연구되어 왔는데 본 논문에서 제안된 방법에서는 일상생활에서 흔히 쓰는 USB 캠을 사용하여 기존의 CCTV와 같은 고가의 하드웨어를 대체하며 보다 효율적인 성능을 위하여 얼굴을 식별하기 위해 LVQ, FCMA, RBF 알고리즘을 적용한 시스템을 설계한다.

1. 서론

최근 사회가 자동화되면서 디지털 영상으로부터 효과적으로 얼굴 및 신체정보의 특징을 추출하고자 하는 연구들이 수행되어 왔다.

그 중 얼굴 검출기술은 얼굴 인식, 표정 인식 등의 얼굴 관련 연구의 핵심 기술로 많은 연구들이 수행되어 왔을 뿐만 아니라, 화상회의, 보안 통제 시스템, 내용기반 비디오 색인 등과 같은 많은 상업적인 분야에서 중요한 연구 과제로 인식되어 왔다[1].

특히 카메라를 이용하여 얼굴을 인식하는 것은 다른 방식에 비해 친화적이긴 하지만 동영상을 다루기 때문에 위치, 크기, 조명, 변화 등의 여러 취약적인 요소들이 있다.

이러한 얼굴인식 기법 중 PCA를 이용한 방법은 전체 영상의 데이터를 데이터의 분산이 큰 몇 개의 고유방향에 대한 축으로 선형 투사시켜서 데이터의 차원을 줄이는 방법으로, 서로 다른 클래스의 차원을 줄여서 간단하게 표현할 수 있다[2]. 얼굴 영상을

이용하여 생성된 저차원의 벡터, 고유얼굴(Eigenface)을 이용하여 가중치를 계산하고, 이 가중치를 기준으로 인식을 수행하는 기법이다. 가중치의 개수와 대상 얼굴영상의 구성, 가중치 값에 따른 패턴 분류방식들에 따라 많은 연구가 진행되고 있다.

얼굴 인식을 위한 과정은 얼굴 영역을 검출한 후, 검출된 얼굴 영역을 추출하여 인식하는 과정으로 되어 있다. 얼굴 인식을 위한 첫 단계로서 얼굴 영역을 검출하는 방법에는 색 정보를 이용하는 방법, 컬러 정보와 동영상을 이용하는 방법, 신경망을 이용하는 방법 등 여러 가지 방법들이 있다[3].

본 논문에서는 이러한 연구들 중 LVQ, FCMA, RBF 알고리즘을 USB 캠을 이용한 얼굴인식 시스템에 대해 설계하였으며 2장에서는 PCA와 고유얼굴, 관련 연구들에 대해서 소개하고 3장에서는 시스템의 전반적인 흐름에 대해서 4장에서는 시스템 설계에 있어서 필요한 LVQ, FCMA, RBF 알고리즘에 대해서 설명하고 5장에서 향후 과제에 대해서 설명

하고 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 PCA(Principal Component Analysis)

여러 변수가 서로 상관관계를 가지고 있을 때, 이들을 설명할 수 있는 구조를 찾아내는 방법이다. 요인분석(Factor Analysis)에서와 마찬가지로 요인이라 할 수 있는 변수들을 찾는다. 각 변수들은 종속변수와 독립변수로 분류되지 않는다. 이 분석에서는 서로 상관관계를 가지고 있는 변수들을 이용해서 상관관계를 갖지 않는 새로운 변수들을 찾아내는데 있다. 이러한 변수들을 주성분(Principal Component)이라고 한다[4].

주성분 분석(Principal Component Analysis)은 고차원입력벡터를 저 차원의 벡터로 표현하여 몇 개의 주성분 값으로 나타내어 주는 방식이다. 다음과 같은 n차원의 벡터 x가 존재할 때,

$$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$$

이를 식(2)와 (3)에 적용하여 나온 평균벡터와 공분산행렬(Covariance Matrix)을 통해 고유 벡터를 구한 뒤에 대응되는 고유값의 크기에 따라 고유벡터를 정렬하여 새로운 행렬 A를 만든다.

$$m_x = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k \quad (2)$$

$$Cx = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k x_k^T - m_x m_x^T \quad (3)$$

이 새로운 행렬 A를 변환행렬로 사용하여 벡터 x를 벡터 y로 변환한다. 이는 식(4)로 표현할 수 있다[5].

$$y = A(x - m_x) \quad (4)$$

2.1 고유얼굴

얼굴인식을 위한 고유얼굴 방법은 KL변환을 사용하는 것으로서, 제약이 많은 환경에서 빠르고 간단하면서도 정확한 인식시스템을 개발하기 위한 수치적인 모델로서 제안된 방법이다. 고유얼굴 방법은 샘플 얼굴영상 집단을 고유얼굴(Eigenface)이라고 불리는 기저벡터의 집합으로 표현하여 이를 얼굴인식에 사용하는 방법으로서, 상관관계 정보를 영상에서 추출하고 KL변환 계수값의 유사도를 비교하여 얼굴인식을 수행한다. 그런데 KL변환은 본질적으로 1차원 데이터에 사용할 수 있으므로 2차원 데이터인 얼굴영상에 이를 적용하려면 이를 1차원 벡터형태로 변형시킨 후 사용해야 한다.

먼저 2차원 데이터인 얼굴영상에 KL변환을 적용하

기위해, 크기가 N*N인 M개의 얼굴영상을 크기가 N²*1인 1차원 벡터 I_k k=1,2,...,M로 변형시킨다. 그 후 다음 수식에 의해 이들의 평균영상 Ψ를 구한다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M I_k \quad (5)$$

각 얼굴영상에서 평균영상을 뺀 차이영상 Φ_k를 구한다.

$$\Phi_k = I_k - \Psi, \quad k=1,2,\dots,M \quad (6)$$

이제, M개의 차이영상 Φ_k를 사용하여 주성분 분석법에 의해, 주어진 얼굴영상들의 분포를 가장 잘 나타내는 M개의 정규직교벡터 u_k를 구한다. 이 u_k는 식(7)의 공분산행렬 C의 고유벡터를 계산함으로써 구할 수 있다. 이때 행렬 C의 고유벡터를 계산함으로써 구할 수 있다. 이때 행렬 C의 가장 큰 고유값부터 시작하여 크기순으로 각 고유값에 해당되는 고유벡터를 구해야 한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = BB^T \quad (7)$$

여기서, 행렬 B=[Φ₁Φ₂...Φ_M]이다. 이런 방식으로 얻어진 고유벡터를 원래의 영상표현인 N*N으로 재배열하여 보면 얼굴영상과 닮아있게 되고, 따라서 얼굴영상에 대한 이 고유벡터 u_k를 고유얼굴이라고 한다. 이 고유얼굴은 샘플 얼굴영상들의 주성분으로 해석될 수 있다.

일단, 고유얼굴 u_k가 구해지면, 식(8)에 의해 임의의 얼굴영상 I에 대한 가중치 벡터 Ω=[w₁, w₂, ..., w_M]가 구해지고, 이 가중치 벡터 Ω는 얼굴영상 I에 대한 특징벡터로 사용된다.

$$w_k = u_k^T(I - \Psi), \quad k=1,\dots,M \quad (8)$$

한편 얼굴영상의 개수 M이 1차원 벡터화 된 얼굴영상의 차수 N²보다 작은 경우에는 의미있는 고유벡터 즉 고유얼굴의 개수는 M-1개가 되고 나머지 고유얼굴들은 0의 고유값에 해당된다. 이는 고유얼굴에 의한 얼굴인식에서 흔히 나타나는 경우로서, 이 경우에는 식(7)의 행렬 C로부터 직접 고유벡터를 구하는 것보다 행렬 B^TB의 고유벡터 v_k를 먼저 구하고 u_k=Bv_k를 사용함으로써 보다 적은 계산량으로 고유얼굴 v_k를 구할 수 있다[6].

3. 시스템 설계

3.1 얼굴인식 시스템 처리 흐름

본 시스템 설계는 그림 1과 같이 더 정확한 인식을 위해서 k-NN, LVQ, FCMA 의 알고리즘을 사용한다.

센터 초기화 할 경우 f-NN, LVQ, FMCA 를 사용하고 초기화 하지 않을 경우 RBF 센터를 랜덤값으로 초기화 한다.

먼저 f-NN, LVQ로 센터를 할 경우에 클러스터 중심과 같이 트레이닝 셋으로부터 첫 번째 패턴을 선택하고, 유클리드 거리를 사용하여 K-Nearest Patterns를 찾는다. 그 후 LVQ 최적화를 거친 값을 RBF 센터 값으로 준다.

FCMA로 초기화할 경우, 임의의 클러스터 센터를 초기화하고 계산된 센터값을 RBF 센터 값으로 준다.

이후 계산된 센터값을 가지고 입력된 패턴 사이의 거리를 계산 후 적절히 SVD(Singular Value Decomposition Method) 작업을 수행하여 새로운 파라미터를 구하여 RBF Weight를 생성한 다음 목표 수준까지 도달했는지 확인 후 도달되었을 경우 마친다.

3.2 주요 알고리즘

3.2.1 k-NN

k-NN(k-Nearest Neighbor)은 샘플데이터의 상관관계나 유사도를 이용하여 비슷한 샘플들의 분류 결과를 참조하는 방식을 기반으로 하며, 분류하고자 하는 샘플 데이터를 입력받은 후에 Person Correlation Coefficient 와 같은 상관관계 척도 혹은 Euclidean Distance와 같은 유사도 척도를 이용하여 입력 데이터와 유사한 데이터를 찾는다.

3.2.2 LVQ

LVQ 네트워크의 기본 네트워크 구조는 SOM과 근본적으로 같지만, 출력 뉴런에 대하여 가정된 이웃반경이 없고, 각각의 출력 뉴런은 서브 클래스를 나타내고, 이 서브 클래스는 알려진 클래스에 속한다.

$$\begin{aligned} m_j(t+1) &= m_j(t) + \alpha[x - m_j(t)], T = C_j \\ m_j(t+1) &= m_j(t) - \alpha[x - m_j(t)], T \neq C_j \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 m_j 는 기준벡터이고, α 는 학습율이다[7].

3.2.3 FCMA

패턴 간의 유사성이나 근접성을 이용하여 주어진 패턴을 무리지어는 과정을 클러스터링이라 하는데 목적 함수 값을 최소화 하는 대표적인 알고리즘으로 FCM(Fuzzy C-means) 알고리즘이 있다.

p차원의 특징 패턴 공간을 갖는 n개의 데이터가 있을 경우 식(9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \{x_j; j = 1, 2, \dots, n\}, x_j \in R^p \quad (9)$$

분할하고자 하는 군집의 개수 $c(2 \leq c \leq n)$ 이며, 각 군집의 중심은 $c * p$ 차의 행렬 V 이며, $c * n$ 차의 퍼지 분할 행렬 U 는 다음 식(10~11)와 같이 정의한다.

$$i) \text{ 모든 } i, j \text{에 대하여 } \mu_{ij} \in [0, 1] \quad (10)$$

$$ii) \text{ 모든 } j \text{에 대하여 } 0 < \sum_j \mu_{ij} < n \quad (11)$$

$$iii) \text{ 모든 } I \text{에 대하여 } \sum_i \mu_{ij} = 1 \quad (12)$$

최적의 퍼지 분할 행렬 U 를 구하기 위한 목적 함수는 식 (13)과 같다.

$$\begin{aligned} J_M = (U, V) &= \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m (d_{ij})^2 \\ &= \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m \|x_j - V_i\|^2 \quad (13) \\ &1 \leq m \leq \infty \end{aligned}$$

d_{ij} 는 i 번째 군집 중심과 j 번째 데이터 간의 보통 유클리디안 거리이며, 이는 각 데이터와 군집 중심과의 유사도를 나타낸다. m 은 퍼지화 상수 또는 지수 가중치(exponential weight)로 불린다.

목적 함수 식(13)을 최소로 하는 퍼지 분할 행렬 U , 군집의 원형(prototype) V 는 식(14)과 식(15)로 표현한다[8].

$$V_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m x_{jl}}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mu_{ij} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{2/(m-1)}} \\ &\text{if } d_{ij} \neq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

4. 구현 환경

실험에 사용된 프로세서는 Intel PXA255, SDRAM 64M, Flash 32M, USB Cam은 OMVC401, USB Host는 TDI TDOTG242LP(2 port)이며 소프트웨어로 OS는 임베디드 리눅스, 디바이스 드라이버는 USB host 디바이스 드라이버, 파일시스템은 JFS2, Ramdisk를 사용하도록 한다.

5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 얼굴영역을 몇 개의 주성분 변수로

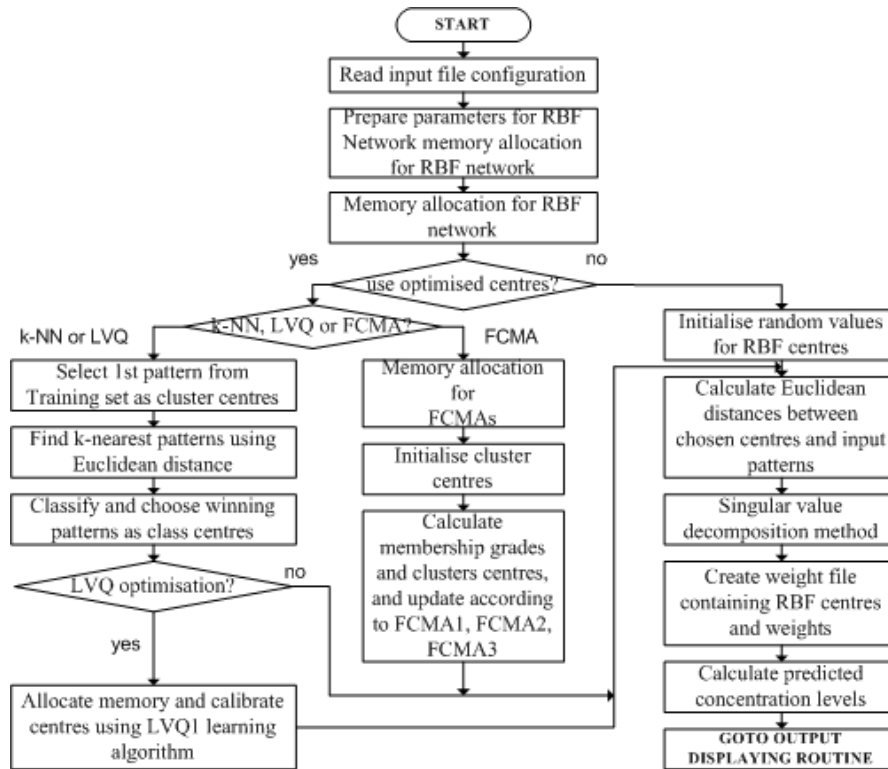


그림 1. 얼굴인식 시스템 처리 흐름

변환하여 영상의 명암, 얼굴위치와 무관하게 얼굴의 영역을 추출할 수 있는 시스템을 10명 이내의 소규모 집단과 실내 환경의 가정 하에 사용하도록 제안하였다.

얼굴 인증에서 가장 일반적으로 사용되고 있는 PCA 알고리즘을 이용하여 임베디드 시스템 상에 USB 캠을 사용한 얼굴인식 시스템을 설계하여 보았는데 일상생활에서 쉽게 구할 수 있고 흔히 사용되는 USB Cam을 이용하여 구현함으로써 사용자 인식을 CCTV 같은 비싼 하드웨어 장비를 대체할 수 있을 것이다. 하지만 아직은 완벽한 단계가 아니기에 앞으로 연구해야 할 과제는 사람 수의 증가에 따라 떨어지는 인식률을 높이고 이를 개선할 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] 홍은혜 외 “PCA와 LDA를 이용한 실시간 얼굴 검출”, 한국정보과학회지, 가을학술발표논문집, pp.538-540, 2002.
- [2] 정장현 외 “얼굴인증을 위한 PCA와 LDA 융합 알고리즘 구현 및 성능 비교 분석” 한국정보과학회지, 춘계학술대회논문집, pp.718-720, 2004.
- [3] 성민영 외 “객체 분할 및 주성분 분석 기반의 얼굴 추적 인식 알고리즘” 한국멀티미디어학회지, 춘계학술발표논문집, pp.435-440, 2003.
- [4] 이승영 외 “주성분 분석과 가보 제트를 이용한 얼굴 인증 시스템 구현” 한국정보과학회, 봄학술 발표논문집, vol. 28, 2001.
- [5] 홍은혜 외 “PCA와 LDA를 이용한 실시간 얼굴 검출” 한국정보과학회, 추계학술발표논문집, vol. 29, 2002.
- [6] 박중조 외 “고유얼굴에 의한 얼굴인식” 한국신호처리 시스템학회 논문지, 제 2권, 제 2호, pp. 1-6, 2001.
- [7] 정경권 외 “SOM을 이용한 LVQ 네트워크 설계” 대한전자공학회 논문지, 제 40권, 제 5호, pp. 280-288, 2003.
- [8] 오종상 외 “유전 알고리즘을 이용한 FCM 알고리즘의 초기 군집 중심 선택” 한국 퍼지 및 지능 시스템학회, 추계학술대회 학술 발표 논문집, pp.290-293, 1996.
- [9] Hyun-Chul Kim, Daijin Kim and Sung Yang Bang “Face recognition using the mixture-of-eigenfaces method” Pattern Recognition, vol 23, pp. 1549-1558, 2002.
- [10] Keun-Chang Kwak and Witold Pedrycz, “Face recognition using a fuzzy fisherface classifier.” Pattern Recognition, vol 38, pp.1717-1732, 2005.