Journal of Korea Multimedia Society Vol. 16, No. 7, July 2013(pp. 870-878)
http://dx.doi.org/10.9717/kmms.2013.16.7.870

명암도 동시발생 행렬과 웨이블릿 특징 조합에 기반한 지문 분류 방법

강 승 호†

요 약

본 논문에서는 생체인증 시스템의 하나인 지문인식 시스템의 정확도와 효율성을 높이기 위한 새로운 지문 분류 방법을 제안한다. 기존 연구에 따르면 지문은 융선과 골의 방향과 형상에 따라 몇 가지 유형으로 분류할 수 있다. 지문 데이터베이스를 사전에 유형에 따라 분류해 놓고 인식 대상인 지문의 유형을 정확하게 분류할 수 있다면 지문 인식 시간을 크게 줄일 수 있다. 왜냐하면 선택된 부류 안의 지문들만을 상대로 인증 대상인 지문과 비교하면 되기 때문이다. 본 논문은 우선 지문 영상으로부터 실제 지문 정보가 위치하는 관심영역 추출 방법을 제시한다. 다음엔 추출된 관심영역을 대상으로 질감 인식기반의 명암도 동시발생 행렬과 웨이브릿 변환을 통한 특징 추출 방법을 제시하고 기존의 명암도 동시발생 행렬만을 이용한 특징 추출 방법과 다층 퍼셉트론 및 서포트 벡터 머신을 사용해 성능을 비교한다.

A Fingerprint Classification Method Based on the Combination of Gray Level Co-Occurrence Matrix and Wavelet Features

Seung-Ho Kang†

ABSTRACT

In this paper, we propose a novel fingerprint classification method to enhance the accuracy and efficiency of the fingerprint identification system, one of biometrics systems. According to the previous researches, fingerprints can be categorized into the several patterns based on their pattern of ridges and valleys. After construction of fingerprint database based on their patters, fingerprint classification approach can help to accelerate the fingerprint recognition. The reason is that classification methods reduce the size of the search space to the fingerprints of the same category before matching. First, we suggest a method to extract region of interest (ROI) which have real information about fingerprint from the image. And then we propose a feature extraction method which combines gray level co-occurrence matrix (GLCM) and wavelet features. Finally, we compare the performance of our proposed method with the existing method which use only GLCM as the feature of fingerprint by using the multi-layer perceptron and support vector machine.

Key words: Fingerprint Classification(지문 분류), Gray Level Co-Occurrence Matrix(명암도 동시발생 행렬), Wavelet features(웨이블릿 특징)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 강승호, 주소 : 대전광역시 유성구 전민동 463-1 KT대덕2연구센터 국가수리과학연구소(305-811), 전화 : 042) 717-5741, FAX : 042) 717-5734, E-mail : kinston@gmail.com

접수일 : 2013년 3월 18일, 수정일 : 2013년 5월 28일
완료일 : 2013년 6월 18일

† 정회원, 국가수리과학연구소 수리생물학연구팀 연구원
(E-mail: kinston@gmail.com)

1. 서 론

지문 인식 방법은 홍채나 음성, 정맥인식과 같은 다른 생체인증 방법에 비해 신뢰성이 높고 비용 효율성이 높을 뿐 아니라 거부감이 적어 주민센터와 같은 공공기관 및 사기관에서 개인 식별 자동화 시스템에 널리 사용되고 있다[1,2]. 하지만 지문 데이터베이스가 방대할 경우 지문을 통한 개인 식별은 비교해야 하는 대상이 많기 때문에 긴급성을 요하는 서비스에 대해서는 적절한 대처가 어렵다. 이러한 문제를 극복하고자 새로운 시도가 이루어지고 있는데, 대표적인 접근 방법이 지문 분류를 통한 접근 방법이다[3-6]. 지문 분류 접근법은 우선 사전에 지문 데이터베이스를 몇 가지 유형으로 분류해 놓고 식별 대상인 지문의 유형을 분류기를 이용해 분류 한다. 그런 다음 선택된 유형 내의 지문들만을 대상으로 비교를 통해 개인을 식별하는 접근법이다. 이 방법은 식별 대상인 지문의 유형을 초기에 분류해냄으로써 실제 비교 작업을 대폭 줄일 수 있고 따라서 빠른 식별이 가능하다[6].

지문의 유형에 따른 분류 시도는 Galton과 Henry 등에 의해서 처음 시도되었다[7,8]. 이들은 지문의 융선과 골의 방향, 형상 등을 이용해 궁상문(arch), 쌍기문(twin loop), 와상문(whorl), 제상문(loop) 등 다양한 유형으로 분류를 시도하였다. 하지만 [1]에 따르면 이러한 유형들 중 요측제상문과 척측제상문 및 와상문이 가장 많으며 약 94%를 차지한다고 알려져 있다. [3]과 [6]등은 궁상문(arch), 와상문(whorl), 요측제상문(left loop), 척측제상문(right loop)으로 구분하고 지문의 유형들을 이들 네 가지로 한정하여 분류하였다.

빠른 지문 인식을 위한 지문 분류 방법의 유용성이 알려지면서 지문 분류를 위해 다양한 연구가 진행되어왔다. [3]은 네 가지로 분류된 지문 유형들의 융선 구조를 수학적으로 모델링하여 분류를 시도하였다. 그리고 [5]는 융선의 유형을 10가지 기본 패턴으로 구분하고 이들의 분포를 이용하여 지문 유형을 분류하는 방법을 제안하였다.

한편 최근엔 지문 영상의 질감(texture)을 이용한 지문인식 방법이 주목을 받고 있다. 질감은 색깔 등과 함께 내용기반 영상 검색에서 중요한 특징으로 사용되고 있지만 단일한 정의는 존재하지 않으며 다양한 방법에 의해 대표되고 있다. [9]는 질감을 coarseness, contrast, directionality, linelikeness, regularity, roughness의 6가지로 표현하는 방법을 제안 하였다. 이외에 질감을 표현하기 위한 방법으로 명암도 동시발생 행렬(Gray Level Co-Occurrence Matrix), 지역적 이진패턴(Local Binary Pattern), Garbor 필터 등이 사용되고 있다. 이러한 질감을 이용해 지문 분류에 사용한 예로는 지문으로부터 네 방향에 대해 Garbor 필터를 적용하여 특징을 추출하는 방법이 제시되었고[10], 영상 안의 개체 인식을 위해 자주 쓰이는 질감(texture) 기반의 명암도 동시발생 행렬(Gray Level Co-Occurrence Matrix)을 이용해 지문 유형을 분류하는 방법이 제시되고 있다[6,11,12]. 특히 명암도 동시발생 행렬을 이용한 방법은 구현의 간편성 뿐 아니라 다른 지문 분류 방법과 비교해 비슷하거나 높은 인식률을 보여주고 있다[6]. 한편 [13]은 명암도 동시발생 행렬 방법은 웨이블릿 변환 등과 같은 다른 질감 표현 방법과 조합하면 질감 인식에 있어 보다 높은 정확성을 보여 줄 수 있다는 사실을 물, 모래, 잔디 등의 영상을 대상으로 실험을 통해 제시하였다.

본 논문은 [3]과 [6]을 따라 지문의 유형을 융선과의 방향 및 형상에 따라 궁상문, 와상문, 요측제상문, 척측제상문으로 구분하고 지문의 유형들을 이들 네 가지로 한정하고자 한다. 네 가지 지문 부류의 대표적인 예가 그림 1에 있다. 그리고 질감을 기반으로 하는 명암도 동시발생 행렬과 웨이블릿 특징과의 조합을 통해 지문 분류에 사용하는 접근법을 제시하였다. 제시한 방법이 명암도 동시발생 행렬만 이용한 경우에 비해 높은 정확성을 가짐을 다층 퍼셉트론과 서포트 벡터 머신을 이용해 비교하였다. 다층 퍼셉트론과 서포트 벡터 머신은 학습기반 분류기를 대표하는 기계학습 방법으로 지문 분류 특징 비교 결과에 신뢰성을 부여할 수 있는 유용한 방법들이다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문이 제안하는 특징 추출 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 특징 비교를 위해 사용한 두 가지 기계학습 방법에 대해 간략히 설명한다. 4장에서는 두 특징 추출 방법의 결과를 비교, 분석하고 5장에서는 결론과 함께 향후 연구 과제를 제시한다.

(1) (2) (3) (4)

그림 1. 네 가지 부류 지문 영상: (1) 궁상문, (2) 와상문, (3) 요측제상문, (4) 우측제상문

2. 특징 추출 방법

본 장에서는 지문 분류를 위한 특징 추출 방법을 제시한다. 제안한 방법은 영상의 질감에 기반한 것으로 명암도 동시발생 행렬과 웨이블릿 변환의 조합을 특징으로 한다.

2.1 영상 전처리

센서를 통한 지문 영상은 대개 잡음을 갖게 마련이다. 따라서 이러한 잡음 제거 과정은 반드시 필요한 과정이지만 원영상의 특징을 손상해서는 안 된다.

중간값 필터링(median filtering)은 비선형 필터링 방법의 하나로써 에지 블러링을 최소화하면서 동시에 잡음 축소를 목적으로 할 때 사용되는 필터링 방법이다. 중간값 필터링 방법은 특정 픽셀의 값이 이웃 픽셀들의 중간값에 의해 결정되기 때문에 이웃 픽셀들의 평균값에 의해 결정되는 평균값 필터링에 비해 외톨이(outlier)에 민감하지 않은 특징을 보여준다[11]. 본 논문에 사용된 지문 영상들도 모두 중간값 필터링을 통해 잡음 축소 과정을 거치도록 하였다. 그림 2는 중간값 필터링을 하기 전과 후의 영상을 보여준다. 첫 번째 영상의 융선 안에 있는 하얀 점, 즉 잡음이 오른쪽 영상에서는 어느 정도 제거되었다는 것을 확인할 수 있다.

2.2 관심영역 추출

지문 인식을 위해서는 영상 중 실제 지문이 있는

(1) (2)

그림 2. 중간값 필터링 전후의 지문 영상 예 (1) 원 지문 영상 (2) 중간값 필터링 후의 지문 영상

영역만이 고려되어야 한다. 따라서 주어진 지문 영상에서 실제 특징 추출 과정이 적용될 관심 영역(region of interest)이 모든 영상에 동일하게 적용될 수 있도록 정의 되어야 한다. 동일하게 정의 되어야만 사람의 추가적인 개입이 필요 없이 시스템에 의해서 자동으로 관심 영역을 추출해낼 수 있기 때문이다.

관심 영역을 추출해내기 위해서 본 논문에서는 다음과 같이 정의된 도심(Centroid), $C(C_r, C_c)$을 참조점으로 사용한다.

$$C_r = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} r_k,\ C_c = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} c_k$$

N은 주어진 영상에서 실제 지문에 해당하는 픽셀들의 개수를 나타내고, r_k, c_k는 k 번째 픽셀의 행과 열 좌표를 각각 나타낸다. 주어진 원 영상으로부터

그림 3. 도심을 이용한 참조점과 참조점으로부터 180×180 크기로 추출된 관심영역(ROI)

실제 사용되는 영상은 도심을 중심으로 180×180 크기의 이미지를 추출하여 사용하였다. 그림 3은 선정된 도심과 추출된 관심영역 및 관심영역에 대한 확대 영상이다.

2.3 명암도 동시발생 행렬

[14]가 제시한 명암도 동시발생 행렬(Gray Level Co-Occurrence Matrix)은 특정 거리에 있는 픽셀간의 명암도 분포를 나타내는 행렬이다. 이 행렬로부터 영상의 질감을 대표할 수 있는 다양한 2차 통계치들을 계산할 수 있다. 이러한 특성 때문에 명암도 동시발생 행렬은 질감을 이용한 영상분할이나 개체 인식 등을 위해서 여러 분야에서 다양하게 사용되고 있다.

명암도 동시발생 행렬은 거리 d, 각도 Θ, 명암도 i, j에 의해 구분되는 두 픽셀$((k, l), (m, n))$의 발생빈도 $P(i, j, d, \Theta)$에 의해 구해지는데 다음과 같은 함수로 정의된다.

$$P(i, j, d, \Theta) = \#\{((k, l), (m, n)) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c), ((k-m), (l-n)) \in \{-d, 0, d\}, I(k, l) = i, I(m, n) = j\}$$

$(L_r \times L_c)$는 픽셀의 좌표 공간을, #{...}은 발생빈도수를 나타내고, $I(...)$는 주어진 픽셀에 대한 명암도를 나타내는 함수이다. 하지만 비교되는 픽셀 쌍의 개수가 영상마다 다르기 때문에 아래 식과 같이 영상내의 비교되는 모든 픽셀 쌍의 개수로 정규화해서 사용해야 한다.

$$p(i, j, d, \theta) = \frac{P(i, j, d, \theta)}{\sum P(i, j, d, \theta)}$$

한편 명암도는 256개의 명암도를 그대로 사용하지 않고 128개로 레벨을 부여해 사용하였다. 예를 들어 명암도 0과 1은 레벨 0이 되고 명암도 2와 3은 레벨 2가 된다. 따라서 i와 j의 값의 범위는 $0 \le i, j \le 127(=M)$ 이 된다. 그리고 두 픽셀 사이의 각도 Θ는 0°, 45°, 90°, 135°를 사용하고 각 각도마다 조건 $((k-m), (l-n))$가 표 1과 같이 정의된다. d는 2를 사용하였다. 이러한 파라메터들은 여러 번의 실험을 거쳐 얻은 값들을 설정하여 사용하였다.

표 1. 각 각도에 따른 좌표 $(k-m)$과 $(l-n)$의 조건

Θ	$k-m$	$l-n$
0°	0	$-d$ or d
45°	d	$-d$
	$-d$	d
90°	$-d$ or d	0
135°	d	d
	$-d$	$-d$

각도를 네 가지를 사용하므로 한 영상에 대한 명암도 동시발생 행렬도 네 개가 된다. [14]에서는 명암도 동시발생 행렬로부터 계산할 수 있는 14 가지의 질감 특징이 소개되어 있지만 모든 특징이 동일하게 중요한 것은 아니다. 본 논문에서는 아래와 같이 6가지의 질감 특징을 명암도 동시발생 행렬로부터 계산하여 특징벡터의 일부로 사용한다. 편의상 $p(i, j, d, \Theta)$를 $p_{i,j}$로 줄여 표기한다.

Contrast: $f_1 = \sum_{i,j=0}^{M} p_{i,j}(i-j)^2$

Dissimilarity: $f_2 = \sum_{i,j=0}^{M} p_{i,j}|i-j|$

Homogeneity: $f_3 = \sum_{i,j=0}^{M} \frac{p_{i,j}}{1+(i-j)^2}$

Energy: $f_4 = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{M} p_{i,j}^2}$

Correlation: $f_5 = \sum_{i,j=0}^{M} p_{i,j}\left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{\sigma_i^2\sigma_j^2}}\right]$

Angular Second Moment: $f_6 = \sum_{i,j=0}^{M} p_{i,j}^2$

하나의 영상으로부터 구한 네 개의 명암도 동시발생 행렬 각각에 대해 6 가지 특징을 계산하고 아래와 같이 특징 벡터를 구한다.

$$F_n = < f_{11}, f_{12}, f_{13}, \ldots, f_{44}, f_{45}, f_{46} >$$

F_n은 n 번째 영상의 특징 벡터를 가리키고 f_{ab}은 a번째 명암도 동시발생 행렬의 b번째 특징을 가리킨다.

2.4 2차원 웨이블릿 변환

웨이블릿 변화은 컴퓨터 비젼에서 이용된 다해상도(multi-resolution) 분석 방법과 음성이나 영상압축에서 사용되던 서브밴드(sub-band) 코딩 기법, 응용 수학에서 사용된 웨이블릿 시리즈 전개 등 수학, 컴퓨터, 신호처리, 통신 등 다양한 분야에서 독립적으로 발전되었고 80년대 들어 웨이블릿에 대한 종합적인 이해가 이루어지면서 영상 압축, 레이더신호, 생체신호, 지진연구, 경제 등 다양한 분야에 응용되기 시작했다[15].

한편, 웨이블릿 변환은 퓨리에 변화과 달리 기저함수(basis function)로 sin, cos함수 외에 좀 더 복잡한 웨이블릿 모함수(mother wavelet function)를 사용함으로써 영상에 대한 다해상도 분석이 가능하고 주파수 뿐 아니라 공간적 특징을 제공할 수 있다.

웨이블렛 변환에 사용되는 기저 함수의 집합은 하나의 기본 웨이블릿 기저 함수(mother wavelet basis function)에 대한 x축 방향으로의 확대 및 축소 그리고 평행 이동을 통해 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{j/2}\phi(2^j x - k)$$
$$\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2}\psi(2^j x - k)$$

$\phi(x)$는 스케일링 함수를 $\psi(x)$는 웨이블릿 함수를 각각 나타낸다. j는 함수의 너비를 k는 위치를 결정한다. 그리고 함수의 집합들이 직교성(orthogonality)을 가지면 이산 웨이블릿 변환 계수를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$W_\phi(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{M}}\sum_n f(n)\phi_{j_0,k}(n)$$
$$W_\psi(j, k) = \frac{1}{\sqrt{M}}\sum_n f(n)\psi_{j,k}(n) \quad \text{for } j \geq j_0$$

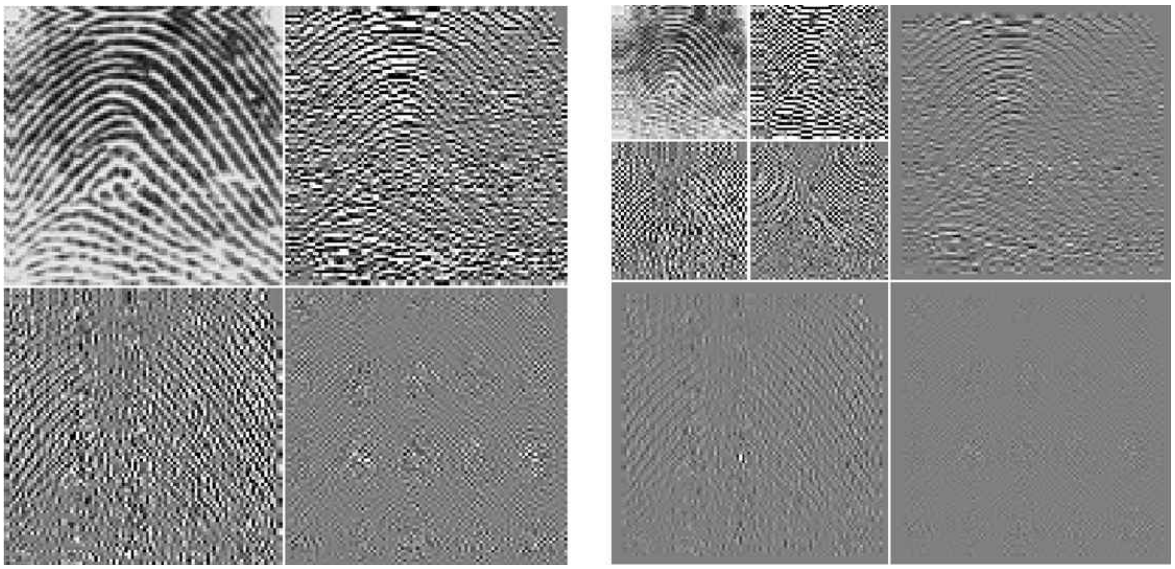
$W_\phi(j_0, k)$은 근사 계수(approximation coefficient), $W_\psi(j, k)$는 상세 계수(detail coefficients)를 가리킨다. M은 샘플의 크기를 나타낸다.

영상 처리에는 2 차의 이산 웨이블릿 변환을 사용해야하는데 하나의 2 차 스케일링 함수와 세 개의 2 차 웨이브릿 함수가 필요하다. 이러한 함수들은 다음과 같이 일차의 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 사용하여 구할 수 있다.

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$$
$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\phi(y)$$
$$\psi^V(x, y) = \phi(x)\psi(y)$$
$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y)$$

세 개의 웨이블릿 함수는 영상으로부터 각각 수직축에 대한 변이 측정(ψ^H), 수평축에 대한 변이를 측정(ψ^V), 대각방향에 대한 변이를 측정(ψ^D)하는데 사용된다. 1 차 기저함수와 마찬가지로 2 차 기저함수 집합도 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\phi_{j,m,n}(x, y) = 2^{j/2}\phi(2^j x - m, 2^j y - n)$$
$$\psi^i_{j,m,n}(x, y) = 2^{j/2}\psi^i(2^j x - m, 2^j y - n), \; i = H, V, D$$



(1) (2)

그림 4. 지문 영상에 대한 2차 웨이블릿 변화 후의 4 밴드 분할 영상, (1) 1 레벨 웨이블릿 변환 후의 분할 영상 (2) 2 레벨 웨이블릿 변환 후의 분할 영상

이들 기저함수 집합들이 직교성을 가지면 2 차의 이산 웨이블릿 변환 계수를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$W_{\phi}(j_0, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \phi_{j_0, m, n}(x, y)$$

$$W^{i_\psi}(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}(x, y) \; i = H, V, D$$

여기서 MN은 영상의 크기를 나타낸다. 이 때 영상의 행과 열에 대해 차례로 필터링을 하면 된다. 그림 4는 궁상문 유형의 한 지문 영상을 대상으로 2차 웨이블릿 분해 과정을 예시한 것이다. 첫 번째 그림의 북서쪽 그림은 원 영상의 근사 이미지를 나타내고 북동쪽 그림부터 시계 방향으로 수평방향, 대각방향, 수직방향의 상세 이미지를 나타낸다. 두 번째 그림의 북서쪽 그림 안의 네 부분 영상도 첫 번째 그림의 근사 이미지를 대상으로 동일한 정보들을 가지고 있다.

웨이블릿 변환으로부터의 특징 추출은 도비치(Daubechies) 4 웨이블릿을 기저함수로 사용하여 5 레벨까지 웨이블릿 분해를 실행하고 각 수준의 세 가지 상세(detail)에 대해 다음과 같이 정의되는 에너지를 사용하였다.

$$\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |W_{ij}|$$

따라서 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 특징 벡터의 크기는 $5 \times 3 = 15$이다.

2.5 지문 분류를 위한 특징 벡터

GLCM으로부터 특징을 추출하는 방법이나 웨이블릿 변환으로부터 특징을 추출하는 방법들은 여러 연구에서 다양하게 제시되고 있다. 본 논문은 앞 두 절에서 제시한 특징들을 간략히 이어붙이는 방법을 사용한다. 명암도 동시발생 행렬로부터 구한 특징들과 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 에너지들을 아래와 같이 연결하여 최종적인 특징 벡터 F^*_n을 사용한다..

$$F^*_n = < f_{11}, f_{12}, f_{13}, \cdots, f_{44}, f_{45}, f_{46}, f_{w1}, f_{w2}, \cdots, f_{w15} >$$

$f_{ij}(1 \le i \le 4, \; 1 \le j \le 6)$는 명암도 동시발생 행렬로부터 구한 특징을 나타내고 $f_{Wk}(1 \le k \le 15)$는 웨이블릿 변환으로부터 구한 특징을 나타낸다. 특징 벡터의 크기는 따라서 39이다.

GLCM과 웨이블릿 특징의 조합 방법은 여러 가지 일 수 있으며 그들 각각에 대한 비교 연구도 의미 있을 것으로 생각된다. 하지만 본 논문은 이들 두 특징 추출 방법의 단순한 조합만으로도 어느 한 가지 방법보다 우월한 성능을 보여 줄 수 있음을 목적으로 하기 때문이다. 보다 나은 조합 방법에 대한 연구는 향우에 계속될 것이다.

3. 지도적 학습기반 분류기

본 논문에서 제안한 특징의 성능을 평가하기위해 지도학습 기반의 대표적인 분류기인 다층 퍼셉트론(인공신경망)과 서포트 벡터 머신을 사용하여 분류 실험을 하였다. 3 장에서는 이 두 가지 기계학습 방법에 대해 간략히 설명한다.

3.1 다층 퍼셉트론(Multi-layer perceptron)

일명 인공신경망으로 알려진 다중 퍼셉트론은 사람 뇌의 정보처리 방식을 모방하여 학습과 인지를 하는 기계학습 방법이다. 일반적으로 입력층, 은닉층, 출력층의 3 계층으로 구성된 네트워크 구조를 갖는다.

입력층은 특징벡터의 각 특징 값들을 입력으로 받아들인다. 은닉층과 출력층은 자신과 연결된 간선에 가중치를 가지며 이전 층의 입력값과 함께 가중합을 구하고 활성함수(activation function)를 이용해 값을 출력한다. 활성함수는 시그모이드 함수($\frac{1}{1+e^{-t}}$)를 사용하였고 네트워크의 학습은 가장 널리 사용되고 있는 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)을 사용하였다.

사용한 다층 퍼셉트론의 구조는 아래 그림 5와 같다. 명암도 동시발생 행렬만 사용한 경우의 네트워크 구조는 24×14×4 이고 본 논문이 제안하는 방법의 네트워크 구조는 39×21×4이다. 이러한 구조는 여러 번의 실험을 거친 후 설정되었다.

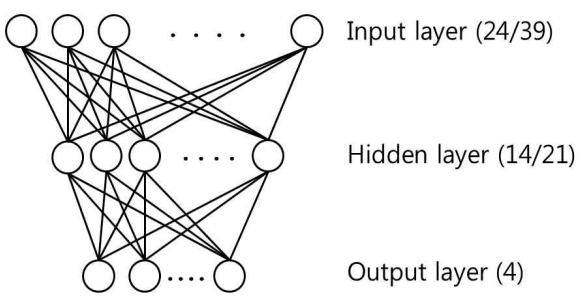


그림 5. 3층 퍼셉트론의 구조

3.2 서포트 벡터 머신

서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)은 Vladimir Vapnik에 의해 제안된 기계학습 방법으로 결정 초평면(decision hyperplane)을 찾는데 있어서 서포트 벡터들의 여백(margin)을 고려함으로써 다른 기계학습 방법에 비해 일반화 능력이 뛰어나다고 알려져 있다.

여백이 최대가 되는 결정 초평면을 찾기 위해서는 조건부 최적화 문제를 풀어야 하는데 라그랑제 승수(Lagrange multiplier)를 도입하여 해결한다. 한편 라그랑제 승수는 [16]이 제안한 sequential minimal optimization (SMO) 알고리즘을 이용하여 구하였고 커널은 선형 커널을 이용하였다. 다항식 커널이나 Radial Basis Function을 사용해 보았지만 분류의 정확도가 선형 커널과 비슷하거나 못하였기 때문이다. 원래 SVM은 이진 분류기로서 2 부류 분류 문제를 해결하는데 사용한다. 세 개 이상의 부류를 대상으로 하는 다 부류 분류 문제에 대해서는 이를 확장하여 사용해야 하는데 [17]이 제안한 쌍별 분류(pairwise classification) 방법이 사용되었다. 쌍별 분류 방법이란 M 부류 문제에 대해서 $M(M-1)/2$ 개의 부류 쌍에 대해 개별적인 이진 서포트 벡터 머신을 학습시키고 부류 대상 특징 벡터를 각 서포트 벡터 머신을 통해 분류한 다음 투표(voting)를 통해 최종 부류를 선택하는 방법을 말한다.

4. 실험 및 결과분석

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서 두 가지 데이터베이스가 사용되었다. 하나는 Bologna 대학의 생체인증시스템 연구실(Biometric system Laboratory)에서 제공하고 있는 FVC2000[18], FVC2002[19], FVC2004[20]이고 다른 하나는 Neurotechnologija 웹 사이트[21]에서 제공하는 VeriFinger_Sample_DB이다.

두 개의 데이터베이스로부터 궁상문, 와상문, 요측제상문, 척측제상문에 해당하는 지문 영상들을 각각 60개씩, 총 240개의 영상을 추출하였다. 각 부류별 지문 영상 중 2/3를 훈련 데이터로 사용하고 나머지 1/3을 테스트 데이터로 사용하는 3중 교차 검증(3-fold cross validation)을 실시하고 결과를 평균하였다.

표 2는 명암도 동시발생 행렬로부터 계산한 24가지로 구성된 특징 벡터에 대해 서포트 벡터 머신을 적용한 경우의 혼잡 행렬(confusion matrix)이다.

표 2. GLCM만을 이용해 생성한 특징을 대상으로 서포트 벡터 머신을 사용해 분류한 경우의 혼잡 행렬

실제 \ 예측	궁상문	와상문	요측제상문	척측제상문
궁상문	17/17/20	1/0/0	0/0/0	2/3/0
와상문	3/2/3	14/13/13	1/4/2	2/1/2
요측제상문	0/1/1	8/12/5	12/7/14	0/0/0
척측제상문	1/1/4	0/2/4	0/2/0	19/15/12

표 3. 제안한 특징 추출 방법에 의해 생성한 특징을 대상으로 서포트 벡터 머신을 사용해 분류한 경우의 혼잡 행렬

실제 \ 예측	궁상문	와상문	요측제상문	척측제상문
궁상문	19/15/20	0/1/0	0/0/0	1/4/0
와상문	3/1/2	13/18/15	2/1/1	2/0/2
요측제상문	0/1/2	4/8/2	16/10/16	0/1/0
척측제상문	1/0/2	1/2/4	0/2/1	18/16/13

표 3은 명암도 동시발생 행렬로부터 추출한 특징 외에 웨이블릿을 이용해 추출한 특징을 조합한 본 논문이 제안한 방법에 대해 서포트 벡터 머신을 사용한 경우의 혼잡 행렬이다.

표 2와 표 3의 셀 안에 있는 세 개의 수는 3 중 교차 검증 각각에 대해 분류한 개수를 나타낸다. 각각의 방법에 의한 분류 정확도는 평균 72.08%와 78.75%로 본 논문이 제안하는 방법의 분류 정확도가 높음을 알 수 있다. 그리고 두 경우 모두 요측제상문을 와상문으로 잘못 인식하는 문제를 발견할 수 있다.

다음 표 4와 표 5는 서포트 벡터 머신에 사용했던 데이터와 동일한 데이터에 대해 다층 퍼셉트론을 적용한 경우의 혼잡 행렬들이다. 각각의 방법에 의한 분류 정확도는 79.16%와 86.25%로 서포트 벡터 머신

표 4. GLCM을 이용해 생성한 특징을 대상으로 다층 퍼셉트론을 사용해 분류한 경우의 혼잡 행렬

실제 \ 예측	궁상문	와상문	요측제상문	척측제상문
궁상문	18/17/18	1/1/1	1/2/1	0/0/0
와상문	3/2/2	11/16/10	2/1/2	4/1/6
요측제상문	0/0/1	2/4/2	17/16/17	1/0/0
척측제상문	1/0/1	1/3/4	0/0/0	18/17/15

표 5. 제안한 특징 추출 방법에 의해 생성한 특징을 대상으로 다층 퍼셉트론을 사용해 분류한 경우의 혼잡 행렬

실제 \ 예측	궁상문	와상문	요측 제상문	척측 제상문
궁상문	19/16/20	0/0/0	0/2/0	1/2/0
와상문	0/0/0	14/19/17	2/1/0	4/0/3
요측제상문	1/1/1	1/1/1	17/15/18	1/3/0
척측제상문	1/0/1	1/1/3	0/0/1	18/19/15

을 사용했을 때와 같이 본 논문이 제안하는 방법의 분류 정확도가 더 높음을 확인 할 수 있다. 한편 저자들이 실시한 지문 분류 문제에 있어서는 서포트 벡터 머신 보다 다층 퍼셉트론의 성능이 더 우수한 것으로 나타났다. 특히 서포트 벡터 머신에서 문제가 되었던 요측제상문을 와상문으로 오분류하는 경우가 많이 감소했음을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 생체인증 시스템의 하나인 지문 인식 시스템의 속도와 인식률을 높이기위해서 새로운 지문 분류 방법을 제안하였다. 널리 사용되는 두 가지 데이터베이스로부터 네 가지 지문 부류, 즉 궁상문, 와상문, 요측제상문, 척측제상문에 해당하는 영상들을 대상으로 새로운 특징 추출 방법을 제시하였다. 기존에 제시된 명암도 동시발생 행렬을 이용한 지문 분류 방법을 개선하고자 명암도 동시발생 행렬로부터 계산한 6가지 질감 기반 특징 이외에 5 레벨까지 2 차원 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 상세 이미지들로부터 에너지를 계산하여 특징 벡터에 조합하였다.

제안한 특징 벡터의 성능을 평가하기 위해 대표적인 지도적 기계학습 방법인 서포트 벡터 머신과 다층 퍼셉트론을 이용하여 3중 교차 검증을 실시하였다. 두 경우 모두 본 논문이 제안한 방법의 분류 정확도가 높다는 사실을 확인하였고 서포트 벡터 머신에 비해 다층 퍼셉트론이 특징 벡터의 분류 정확도를 높인다는 사실도 확인하였다.

다양한 지문 영상 데이터베이스를 대상으로 실험을 확대할 필요가 있다. 또한 최적화된, 즉 분류 정확도를 떨어뜨리지 않으면서도 벡터 사이즈를 최소화할 수 있는 특징 벡터의 구성 요소를 찾아내는 것도 실시간 분류 및 인증을 위해서 추가적인 연구가 필요하다. 또한 제시한 지문 유형 분류는 지문 인식을 위한 전처리 과정의 하나인데 최종 지문 인식의 성공은 분류 방법의 정확도와 오탐률에 크게 의존하므로 이에 대한 면밀한 분석 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

[1] N. Yager and A. Amin, “Fingerprint Classification: A Review,” *Pattern Analysis and Applications,* Vol. 7, No. 1, pp. 77-93, 2004.

[2] 강병준, 박강령, 유장희, 문기영, 김정녀, 신재호, “LDP 기반 비접촉식 지문 인식,” 멀티미디어학회논문지, 제13권, 제9호, pp. 1337- 1347, 2010.

[3] A.K. Jain, “Hierarchical Kernel Fitting for Fingerprint Classification and Alignment,” *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 469-473, 2002.

[4] A.K. Jain, S. Prabhakar, and L. Hong, “A Multichannel Approach to Fingerprint Classification,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 4, pp. 348-359, 1999.

[5] J.H. Chang and K.C. Fan, “A New Model for Fingerprint Classification by Ridge Distribution Sequences,” *Pattern Recognition*, Vol. 35, pp. 1209-1223, 2002.

[6] M. Yazdi and K. Gheysari, “A New Approach for the Fingerprint Classification Based on Gray-Lavel Co-Occurrence Matrix,” *International Journal of Computer and Information Engineering*, Vol. 2, No. 7, pp. 456-459, 2008.

[7] F. Galton, *Finger Prints*, McMillan, London, 1892.

[8] E. Henry, *Classification and Uses of Finger Prints,* Rutledge, London, 1900.

[9] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki, “Texture Features Corresponding to Visual Perception,” *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 8, No. 6, pp. 123-135, 1993.

[10] C.J. Lee, T.N. Yang, C.J. Chen, A.Y. Chang, and S.H. Hsu, “Fingerprint Identification using

Local Gabor Filters," *Proc. Networked Computing and Advanced Information Management*, pp. 626-631, 2010.

[11] K.K. Benazir and Vijayakumar, "Fingerprint Matching by Extracting GLCM Features," *Proc. International Conference & Workshop on Recent Trends in Technology*, pp. 30-34, 2012.

[12] K. Kim, S. Jeong, B.T. Chun, J.Y. Lee, and Y. Bae, "Efficient Video Images Retrieval by Using Local Co-occurrence Matrix Texture Features and Normalised Correlation," *Proc. the IEEE Region 10 Conference,* pp. 934-937, 1999.

[13] D. Hazra, "Texture Recognition with combined GLCM, Wavelet and Rotated Wavelet Features," *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, Vol. 3, No. 1, pp. 146-150, 2011.

[14] R.M. Haralick, K. Shanmugan and J. Dinstein, "Textual Feature for Image Classification," *IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 610-621, 1973.

[15] 유훈, "디지털 영상 통신 시스템에서 웨이블릿 변환 기반 저역 필터와 보간 필터," 멀티미디어학회논문지, 제9권, 제4호, pp. 443-450, 2006.

[16] J.C. Platt, *Sequential Minimal Optimization: a Fast Algorithm for Training Support Vector machine*, Technical Report MSR-TR-98-14, 1998.

[17] T. Hastie and R. Tibshirani, "Classification by Pairwise Coupling," *The Annals of Statistics*, Vol. 26, No. 2, pp. 451-471, 1998.

[18] http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/download.asp, FVC 2000, 2000.

[19] http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/download.asp, FVC 2002, 2002.

[20] http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/download.asp, FVC 2004, 2004.

[21] http://www.neurotechnologija.com/download.html, VeriFinger_Sample_DB, 2007.

강 승 호

1994년 전남대학교 전산학과 이학사
2003년 전남대학교 전산학과 이학석사
2009년 전남대학교 전산학과 이학박사

2009년~2010년 목포대학교 정보산업연구소 전문연구원
2010년~현재 국가수리과학연구소 연구원
관심분야 : 정보보안, 알고리즘, 패턴인식