

유전자 알고리즘에 의한 얼굴인식성능의 향상 방안

배경울

상명대학교 소프트웨어학부
(jbae@smu.ac.kr)

얼굴인식을 이용해 출입을 통제하는 보안 시스템에 있어서 얼굴인식성능은 인증 대상의 변화 (표정, 헤어스타일, 나이, 화장)에 커다란 영향을 받는다. 이처럼 수시로 변화하는 환경 변화를 보완하기 위하여 일반적인 얼굴인식 시스템에서는 일정한 보안 임계치를 설정해두고 임계치 내에 포함되는 얼굴을 기존에 등록된 얼굴과 교체하거나 추가적으로 등록하는 업데이트 방식이 사용되고 있다. 그러나 이러한 방식은 부정확한 매칭 결과를 보이거나, 유사한 얼굴에 쉽게 반응할 수 있다. 따라서 우리는 각 얼굴 간의 유사도나 인증 대상의 변화를 흡수하며, 잘못된 얼굴 등록을 방지하기 위한 방법으로 학습 성능이 우수한 유전자 알고리즘을 제안하고자 한다. 변화가 심하고 유사한 얼굴 영상(한 사람 당 10개씩의 변화된 300개의 얼굴 영상)에 대하여 실험을 수행하였고, 얼굴인식기법은 주성분 분석에 기초한 고유얼굴을 이용하였다. 제안된 방식은 기존 얼굴인식 출입통제 시스템에 비해 우성인자의 인식률을 향상 뿐만 아니라 유사 얼굴(열성인자)에 반응하는 비율을 감소시키는 효과를 보였다.

논문접수일 : 2005년 2월

게재 확정일 : 2005년 6월

교신저자 : 배경울

1. 서론

최근 생체인식기술은 유일한 신체적 특징을 기반으로 한다는 점에서 보안 분야에 활발히 응용되고 있다. 이러한 신체적 특징 중 사람에게 있어 서로를 구별하는 가장 쉬운 방법은 오랜 경험과 기억 속에 남아있는 얼굴을 이용하는 것이다. 그러나 영상처리만으로 수많은 사람의 얼굴을 분석하고 서로 다른 특징을 찾아낸다는 것은 어려운 문제이다. 특히 얼굴인식을 이용한 출입통제 시스템은 일정한 환경을 갖춘 장소에 설치되는 것이 아니라 다양한 조명으로 인한 조도의 차나 인식 대상의 변화(표정, 헤어스타일, 화장, 안경 착용, 시간에 따른 얼굴 변화 등)에 따라 얼굴이 조금씩 달라지기 때문에 이러한 문제점들을 고려해서 설계되어

야 한다 (배경울 2003-2004; Samal et al. 1992; Wayman 2001). 상품화되고 있는 대부분의 출입 인증 시스템들은 이러한 문제들을 해결하기 위하여 가장 최근에 인증된 얼굴을 기존 데이터베이스에 추가로 등록하거나 기존 데이터베이스와 교체하는 방법을 사용하고 있다(Tony et al. 2001). 이는 인식 대상의 다양한 얼굴 데이터를 확보할 수 있어 시간에 따라 주변 조도가 변화하거나 화장, 헤어스타일, 표정의 변화에 대하여 단편적인 처리를 가능케 하고, 가장 최근에 인증된 얼굴 정보를 이용하므로 출입이 빈번한 동일인에 대해서 보다 빠르게 인식할 수 있는 출입통제 시스템을 구현할 수 있다. 그러나 최근 얼굴 영상에 대한 의존도가 높아 이전의 얼굴 정보를 유지하기 어렵고 얼굴 변화가 빈번한 상황에서의 인식 속도와 인식률을

기대하기 어렵다. 또한 얼굴 전체의 형상에 대하여 인식하는 주성분 분석 기반의 Eigenface 알고리즘 기반 시스템은 얼굴 클래스의 차원을 줄여 간단하게 표현할 수 있는 체계적이고 실용적인 특성을 갖는 반면에, 선형투사방식이라는 점에서 클래스 간의 겹침이 발생하고 성분 자체가 고정적이기 때문에 얼굴의 국부적인 변화 즉, 눈, 눈썹, 입 모양 등의 변화 정도를 처리할 수 없는 단점을 갖고 있다(Samal et al. 1992; Bartlett et al. 1998). 따라서 본 논문에서는 얼굴인식기술 중 체계적으로 정립된 Eigenface 알고리즘에 의한 인식 시스템이 얼굴의 변화 정도를 국부적으로 반영할 수 있도록 (Alattar 1995; Bartlett et al. 1998; Wu et al. 1990; Yow et al. 1993) 얼굴의 일부 정보를 교배 및 변이시키는 방법을 시도하였다.

일반적으로 Eigenface 알고리즘에 의해 구분된 클래스는 얼굴의 국부적인 특징들이 혼합된 정보를 담고 있기 때문에 각 특징의 변화를 정확히 분석하기는 어렵다. 그러나 인증 대상이 동일인일 경우에는 국부적인 특징이 심하게 변형되거나 특징 정보간의 차가 크지 않다는 점에서 클래스를 명확히 구분 짓거나 새로운 얼굴 정보로 완전히 대체하기보다는 등록된 얼굴 정보와 추가로 인증되어 등록을 기다리는 얼굴 정보를 혼합하되 두 얼굴 간의 유사성에 따라 혼합의 양을 조정한다면 국부적인 변화를 처리할 수 있게 된다

본 논문에서는 두 얼굴 정보를 혼합하는 방법으로 유전 알고리즘에서 정의하고 있는 적합도의 분포를 측정한 뒤 재생산 방법과 교배 연산, 그리고 돌연변이 연산을 결정하여 연산을 수행함으로써 두 얼굴간의 유사성을 반영하는 동시에 국부적인 특징의 변화를 적용한 Eigenface를 생산해낼 수 있었다. 또한 유전자 알고리즘을 이용해 변화량을 조절할 경우 유사 얼굴에 대한 잘못된 얼굴(열성

인자)을 등록하는 문제를 보완할 수 있으며, Eigenface 자체를 새롭게 등록하는 방법보다 더 적은 수의 얼굴(우성인자)을 등록할 수 있고 동일인의 변화를 지속적으로 기존 얼굴에 반영하게 되므로 인식에 대해서도 보다 빠르게 응답하였다

본 논문에서 수행한 실험은 30명(각 사람당 10장씩)에 대해서 가로 x 세로 크기가 128 x 128로 일정하고, 다양한 얼굴 표정과 유사한 얼굴을 Grayscale 영상으로 정규화한 데이터셋을 Eigenface를 계수(Coefficient)화하여 등록하였으며, 새롭게 취득한 얼굴 영상 역시 Eigenface를 구한 뒤 계수화한 데이터를 이용해 매칭 알고리즘을 수행하였다. 본 논문의 2장에서는 Eigenface를 이용해 계수를 구하는 Eigenface 알고리즘과 얼굴 혼합 방법으로 사용된 유전자 알고리즘에 대한 개념과 방법에 대해 소개하고, 3장에서는 유전자 알고리즘을 얼굴 데이터에 반영하는 방법에 대하여 제안한다. 4장에서는 제안한 알고리즘에 대한 실험 결과 및 분석에 대하여 서술하고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 앞으로의 연구 방향에 대하여 논한다

2. 관련 연구

본 논문에서는 얼굴을 인식하기 위한 얼굴특징 추출 방법으로 선형 변환 이론을 이용한다. 여기서 특징을 가장 잘 분리해내는 영역을 나타내는 MEFs(Most expressive features)은 주성분 분석(Principal Component Analysis) 또는 Karhunen-Loeve 변환, Fisherfaces, Elastic Graph Matching, 그리고 Gabor Wavelet을 이용하여 특징을 분리할 수 있다. 이러한 이론 중에서도 수치적으로 가장 잘 정립되어 있는 주성분 분

석(Principal Component Analysis) 방법을 이용해 얼굴 특징을 추출해내고, 추출된 특징들은 계수화 되어 얼굴의 유사도를 비교하는데 사용된다 (Samal et al. 1992). 본 장에서는 얼굴 비교에 사용될 고유얼굴을 주성분 분석 방법으로 생성하며, 고유얼굴로부터 계수화하는 방법에 대하여 알아 본다.

2.1 주성분 분석에 의한 고유얼굴 생성 (Eigenface Creation for Principal Component Analysis)

Eigenface의 기본 개념은 고차원으로 표현되는 영상을 저차원으로 표현하여 영상 내 화소의 비교 없이도 학습얼굴(training face)과 입력얼굴의 유사도를 측정할 수 있다. 얼굴 영상은 Eigenface화 하기 위하여 PCA(Principal Component Analysis)를 이용해 2차원 평면 상의 얼굴 영상들을 고차원의 벡터 공간으로 벡터화한다. 즉, 하나의 영상은 $N^2 \times 1$ vector로 표현되며, 학습얼굴은 M개의 얼굴영상 X_1, X_2, \dots, X_M 에 대한 평균으로 표현된다. M개에 대한 평균은 수식 1과 같이 나타낼 수 있다 (Turk et al. 1991).

$$\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad \text{수식 (1)}$$

각 얼굴영상 X_i 는 수식 1에서 구한 평균 영상과의 차를 구해 편차 Φ 를 구함으로써 vector를 일반화하는 수식 2는 다음과 같다.

$$\Phi = X_i - \bar{X} \quad \text{수식 (2)}$$

수식 2로부터 영상의 편차들로 이루어진 행렬 (matrix) A에 A^T 를 곱하여 공분산 행렬

(Covariance matrix)를 구한다. 공분산 행렬은 Eigenvalue와 EigenVector를 구하는데 이용되며, linear combination으로 얼굴영상을 변환한다. 수식 3은 A에 대한 공분산 행렬을 표현한 것이다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \quad \text{수식 (3)}$$

위 수식 3에 의해서 공분산 행렬을 구하게 되면 행렬의 크기는 $N^2 \times N^2$ 이 되므로 얼굴영상이 128 x 128이라면 16384 x 16384의 행렬로 표현해야 한다. 그러나 이 크기는 행렬 계산식으로도 커다란 비용 손실을 가져온다는 점에서 다음과 같은 수식의 변형으로 차원을 최소화할 수 있다. 아래 수식 4-1과 4-2에서는 행렬 A에 대해서 공분산 행렬에 대한 동일한 연산 결과를 보여주고 있다.

$$A^T A v_i = \mu v_i, C A v_i = A \mu v_i \quad \text{수식 (4-1)}$$

$$A A^T A v_i = A \mu v_i, C A v_i = A \mu v_i \quad \text{수식 (4-2)}$$

위의 식 $A^T A$ 와 $A A^T$ 를 이용하여 각각 Eigenvalue들을 얻을 수 있으며, 연산된 결과를 비교해 보았을 때 두 방식을 이용해 구한 Eigenvalue들이 같게 된다. 즉, $A A^T$ 로 연산할 경우 연산 비용을 줄이는 동시에 동일한 Eigenvalue를 갖는다. 또한 상위에 분포된 Eigenvalue 만으로도 본래의 얼굴영상이 갖는 정보를 표현할 수 있다 (Turk et al. 1991).

2.2 고유얼굴 계수간 비교(Comparison among Eigenfaces)

수식 4-2에 의해 계산된 Eigenvalue μ 는 크기에 따라 정렬된 128개의 Eigenvalue 중 상위에

주 성분을 거의 포함하게 되므로 유전자 알고리즘에서 특성에 따른 가중치를 적용할 경우 상위 Eigenvalue가 중요도를 가짐을 의미한다. 학습얼굴의 구성은 각 얼굴영상에 대한 Eigenvalue를 구한 뒤 계수(Coefficient)화 함으로써 학습얼굴 DB를 구성할 수 있다. 구성된 학습얼굴과 입력얼굴간의 비교는 학습얼굴에 대한 고유계수들(Eigen-coefficients)와 입력얼굴의 고유계수(Eigen-coefficient) 사이의 유사도를 비교하는 것과 같은 개념이다. 따라서 두 고유계수간의 비교를 위해 유클리디언 거리(Euclidean distance)로 유사도를 측정하는 방법을 이용한다(Ham et al. 1993). 아래 수식 5는 유클리디언 거리 측정 방법을 표현한 것이다.

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2 \quad \text{수식 (5)}$$

수식 5에 의해 구해진 거리 ε 의 범위는 0에 가까울수록 얼굴의 유사도가 높음을 의미하며, 최소 유사도는 1에 한정한다.

2.3 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)은 적자 생존과 유전의 메커니즘을 바탕으로 탐색하는 알고리즘이다. 즉, 주어진 환경에 잘 적응하는 우성인자(dominance gene)만을 선택(selection), 교배(crossover), 변이(mutation)를 함으로써 다음 세대에 우수한 유전 형질을 전달(reproduction)하는 방법이다(Goldberg 1989; Maniezzo 1994). 유전자 알고리즘에 의해서 해당 세대(generation)에 데이터가 진화(evolution)되어 주어진 환경에 더 적합한 유전자들만을 남아있게 만들 수 있다. 일반

적인 유전자 알고리즘(GA)는 다음과 같은 탐색 및 최적화 알고리즘을 사용한다.

1. GA는 하나의 인자(gene)만으로 탐색하는 것이 아니라 인자들을 하나의 군(pool) 단위로 탐색을 실시한다.
2. GA는 적합 함수(fitness function)을 사용한다.
3. GA는 확률적인 변수 규칙에 의해 수행된다.

주어진 환경에 따라 인자들이 생성되면 인자가 환경에 잘 적응하는가에 대한 적합성(fitness)을 분석하여 적합 함수에서 높은 스코어를 얻는 경우는 환경에 적응하였다고 판단한다.

이러한 적합 함수에 따라 인자를 더 잘 적응시키기 위해 유전자 알고리즘에서는 기본적으로 재생산(reproduction), 교배(crossover), 변이(mutation)의 세 가지 연산(operator)을 수행하게 된다.

2.3.1 재생산(reproduction)

재생산은 적합함수(fitness function)에 따라서 인자들을 복제(clone)하는 과정이다. 즉, 군(pool) 내에서 적응력이 강한 인자(gene)는 다음 세대(generation)에 더 많은 참여 기회를 주고, 적응력이 약한 인자는 그 형질이 다음 세대에 전달되지 않는다. 그러나 적응력이 약한 열성 형질의 인자라 하더라도 부분적으로는 우수 형질의 기질을 가지고 있기 때문에 본 알고리즘에서는 어떤 인자에게 어느 정도의 우수성을 부여하고 어떤 방식으로 재생산을 행하느냐가 중요한 결정 요소이다. 무작정 우성 형질의 인자만을 재생산하다 보면 전체 해(global point)를 찾지 못할 가능성도 커지게 된다.

따라서 우성 형질의 인자 생산과 더불어 열성 형질의 인자 생산비율을 적절히 설정할 필요가 있

다. 이러한 설정을 위해서 룰렛 휠(roulette wheel)의 확률 개념을 사용해서 휠의 할당 영역이 넓을 수록 확률이 높음을 의미한다. 우성 형질은 휠의 면적 할당이 넓게 분포함으로써 다음 세대에 인자 생산의 가능성이 커지는 것이다. 군(pool)에 인자들이 있고, 그 인자들은 적합 정도에 따라 영역이 할당된다. 본 재생산 연산에 의해 살아남은 인자들은 교배(crossover) 연산에 의해 처리된다.

2.3.2 교배(Crossover)

일반적으로 인자의 진화(evolution)는 다음 단계인 변이(mutation)에 의해 발생하는 경우나 있으나 대부분 인자들 사이의 교배에 의해서 발생하게 된다. 교배란, 각 인자들끼리 서로의 유전자 배열을 섞는 과정을 말한다. 유전자 알고리즘에서의 교배는 다음과 같은 두 가지 규칙을 갖고 이루어진다.

1. 교배할 인자(하나 혹은 둘 이상의 인자)를 선택한다.
2. 유전자 배열 중 임의의 위치 n 을 선택하고, 인자들간에 유전자 배열을 섞는다(*swap*).

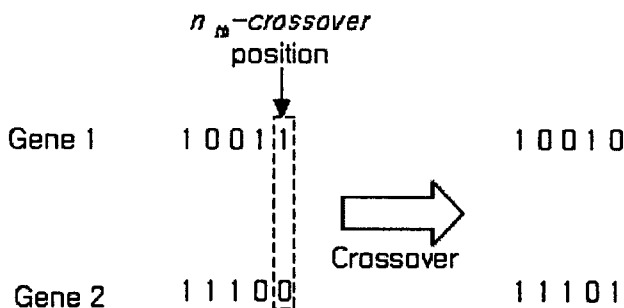
[그림 1]은 유전자 알고리즘의 교배 과정에 대한 간단한 예시를 나타낸 것이다.

위의 [그림 1]에서와 같이 인자(Gene) 1의 유전 정보 중 배열의 n 번째 유전정보를 인자(Gene) 2와 교배 연산 시킴으로써 인자 2의 적합도가 더 높아지는 결과를 얻을 수 있다.

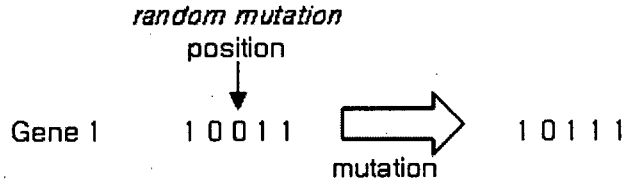
2.3.3 변이(mutation)

앞서 살펴본 교배 연산은 인자군(pool) 내에서 주어진 환경에 대해서만 진화하여 적응할 수 있고, 인자군 내의 인자 유전자 구조의 전체적인 진화는 어려운 단점이 있다. 따라서 여러 번 교배를 하더라도 적합도가 완전한 인자를 생성할 수 없게 된다. 이를 보완하기 위하여 변이(mutation) 연산을 사용하게 된다. 그러나 변이의 발생 확률을 너무 높게 설정하게 되면 무작위 탐색의 개념이 되므로 적절한 변이 발생이 필요하다. [그림 2]는 변이의 발생 과정을 간단하게 나타낸 것이다.

주어진 확률에 따라 임의의 위치에 대한 변이가 발생하게 되므로 항상 동일한 정보만을 유지하는 것이 아니라 자연 선택(natural selection)의 원칙에 따라 새로운 변화를 발생시킬 수 있다.



[그림 1] 유전자 알고리즘의 교배(crossover) 연산과정



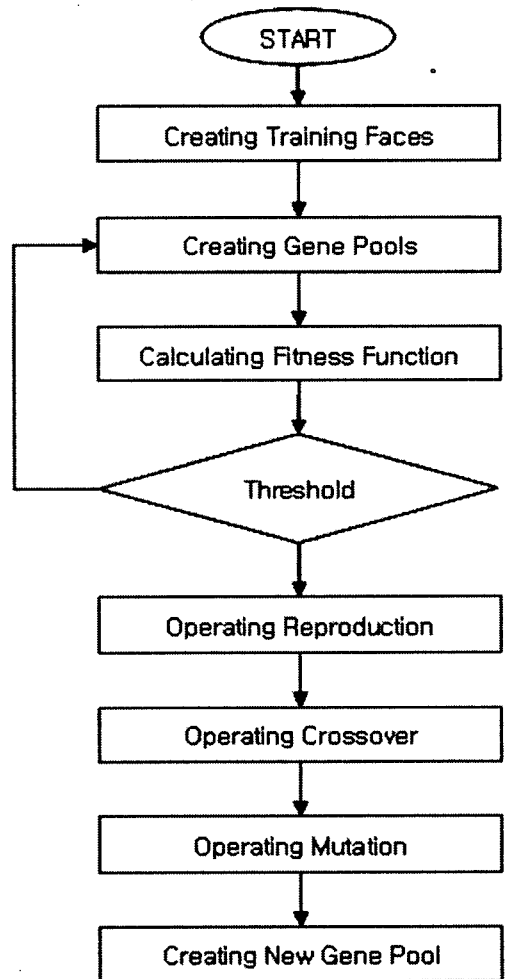
[그림 2] 유전자 알고리즘의 변이(mutation) 연산과정

3. 유전자 알고리즘을 적용한 고유얼굴 (Eigenfaces with GA)

3.1 얼굴 데이터에 대한 유전자 알고리즘의 적용(The application of Eigenfaces with GA)

유전 알고리즘은 자연계의 적자생존과 유전학에 근거한 탐색 알고리즘으로 탐색 과정에 대한 특정 조건을 필요로 하지 않으며, 해의 집단군(pool)을 대상으로 탐색한다는 점에서 동시의 여러 인자의 상태를 평가하여 전역적인 최적 인자를 찾을 가능성을 높일 수 있다. 이러한 유전자 알고리즘의 연산(operator)은 적합 함수의 설계와 재생산(reproduction), 교배(crossover), 변이(mutation)의 방법에 따라 최적 인자 또는 군을 탐색할 확률이 변화하게 된다. 따라서 각 연산의 최적 조건을 찾아주는 실험이 요한다. 아래 [그림 3]은 본 논문에서 제안하는 유전자 알고리즘을 얼굴 데이터에 적용하는 순서도를 나타낸 것이다.

각 얼굴영상에 대해서 수식 4-2에 의하여 구한 고유계수(Eigen-coefficient)로 학습얼굴을 구성하고, 이는 인자군(Gene Pool)으로 편성된다. 최적화된 인자군이 형성되면 모든 인자에 가중치를 부여하고, 적합도를 계산하여 요구되는 성능을 만족하는지를 평가한다. 요구되는 성능 즉, 얼굴의 유사



[그림 3] 유전자 알고리즘 기반 얼굴학습 순서도

도가 근접한 결과를 얻지 못하면 재생산과 교배, 변이와 같은 연산을 수행하여 새로운 인자군을 형성하고, 조정된 조건에 의해 오차를 수정하며 진화해간다. 적합도에 의해 계산된 오차가 요구 조건에 만족하는 경우에 이르면 유전자 알고리즘이 적용된 얼굴 데이터를 기존의 학습얼굴에 반영한다.

3.2 얼굴 데이터 진화를 위한 재생산 연산(Reproduction Operation for evaluation of Eigenfaces)

얼굴 데이터의 진화를 위한 재생산(reproduction) 연산은 데이터 유사도에 따라 기존 얼굴 데이터에 고유얼굴의 계수(coeffcient)를 복사하여 우성 형질을 가진 우성인자(dominance gene)를 생산해내는 방법이다. 그러나 무조건적으로 새로

입력된 고유얼굴의 계수를 복사해 새로운 인자군을 생성해내지 않고 열성인자라 하더라도 우성 형질을 포함하고 있기 때문에 일정한 기준에 따라 열성 형질에서도 얼굴 계수를 반영하도록 적합 함수를 설계해야 한다. 아래 수식 6은 본 연구에서 인자들의 적합도를 분류하기 위한 적합 함수이며, [그림 4]는 재생산에 대한 확률 분포를 표시한 룰렛 휠(roulette wheel)을 표현한 것이다.

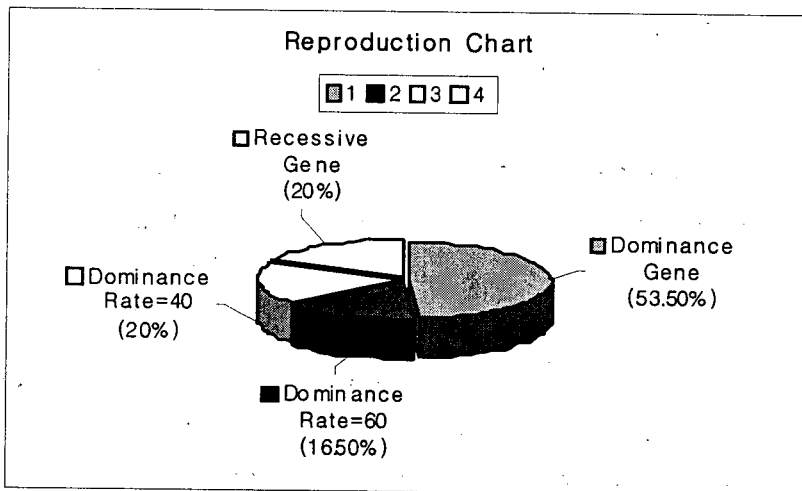
3.3 얼굴 데이터 진화를 위한 교배 연산(Crossover Operation for evaluation of Eigenfaces)

얼굴 데이터에 대한 교배(Crossover) 연산의 수행은 동일인에 대한 고유얼굴 계수 간 교차(swap)를 의미한다. 동일인의 학습얼굴 사이에는 일반적

$$f(x) = 1 - x$$

$$G_n = \begin{cases} R + C, & \text{if } f(n) \geq \text{thres}_a \\ R + C + M, & \text{if } f(n) < \text{thres}_a \text{ \& } f(n) \geq \text{thres}_r \\ \text{No-op}, & \text{if } f(n) < \text{thres}_r \end{cases}$$

수식 (6)



[그림 4] 재생산 연산을 위한 인자별 적합도 확률 분포

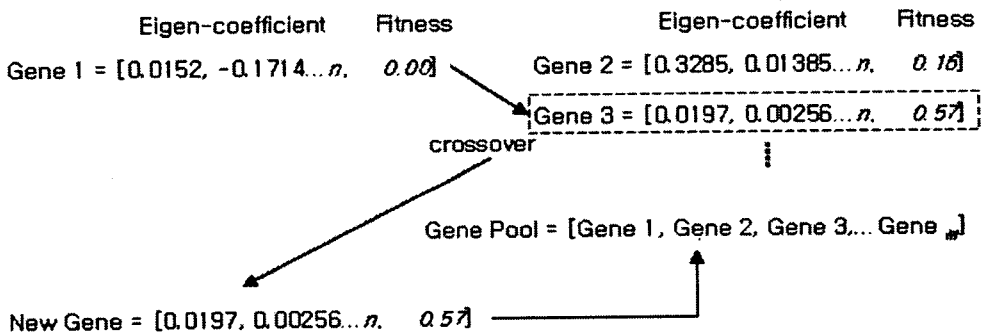
으로 가장 근접한 유사도를 가지고 있기 마련이다. 그러나 조도의 차이나 표정 변화 등에 의해 동일인에도 불구하고 유사도에 차이가 발생한다. 교배 연산은 이러한 동일인의 학습얼굴 사이에 유사도를 줄이기 위한 방법으로 사용하였다. 최초의 고유계수(Eigen-coefficient)는 적합도가 0.0으로 초기화된 상태이며, 차기 인식 과정에서 이전 고유계수와 차에 의해 유사도가 발생한다. 유사도의 차에 따라 교배할 인자를 선택하게 되며, 교배 연산은 이전 단계인 재생산 연산의 확률 분포에 기반하여 교배수를 정한다.

[그림 5]에서와 같이 새로운 입력인자인 Gene 1

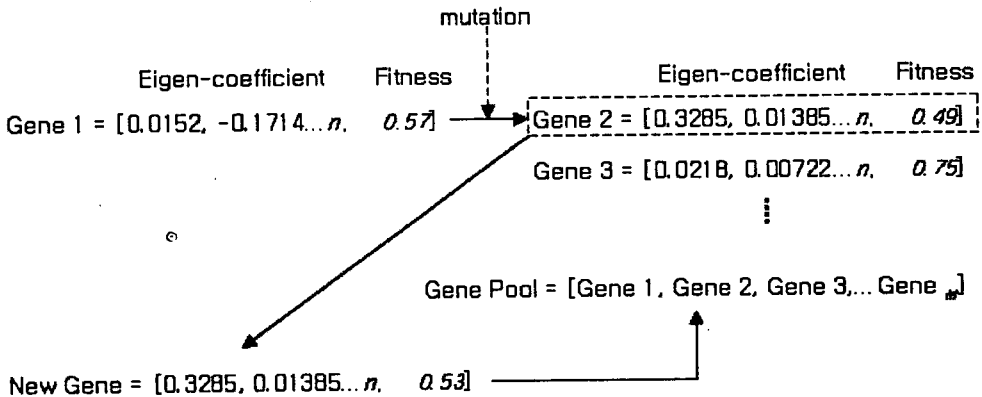
은 학습인자 Gene 2, Gene3와 유사도 비교를 통해 적합도를 측정해낸다. 두 학습인자 중 Gene 3에 더 높은 적합도를 나타내므로 Gene 1과 Gene 3와 교배된 새로운 인자를 생성해낼 수 있다.

3.4 얼굴 데이터 진화를 위한 변이 연산(Mutation Operation for evaluation of Eigenfaces)

변이(Mutation) 연산의 수행은 환경 변화에 민감한 얼굴 변형도를 최대한 학습얼굴에 반영하고자 하는 의도에서 일정한 규칙과는 별도로 적합도



[그림 5] 고유계수 간 비교를 통한 교배연산 수행



[그림 6] 랜덤함수에 의해 수행된 변이연산

가 낮은 경우라 하더라도 동일인에 대한 얼굴 정보를 학습인자에 적용하는 방법이다. 변이 연산의 수행은 랜덤 함수에 의해 발생하는 시기에 따른다.

[그림 6]은 무작위로 수행된 변이연산을 표현한 것이다. 학습인자 Gene 3의 적합도가 Gene 2에 비해 높음에도 불구하고 Gene 2의 고유계수를 채택함으로써 수시로 변화하는 환경에 반응할 수 있게 된다. 새로운 인자의 적합도는 두 적합도의 평균값을 취한다.

4. 실험 결과 및 결론

본 논문에서는 얼굴인식 환경의 변화에 민감하게 반응하지 못하는 기존 얼굴인식 시스템의 학습 과정과 얼굴의 전역적인 특성을 이용해 비교하는 Eigenface 알고리즘의 단점을 보완할 수 있는 방안으로 새로운 환경에 민감하게 반응하는 유전자 알고리즘을 적용하는 방법에 대하여 제안하였다.

제안한 방법에 대한 실험은 30명(각 사람당 10장씩)의 얼굴 정보를 학습시키고, 각 사람당 10회씩 기존 알고리즘을 수행한 결과와 유전자 알고리즘을 적용한 결과를 비교하였다. 두 알고리즘에 대한 결과 측정은 10회 수행결과 유사도의 차 즉, 본인 수락율에 대한 결과로 확인하였다. <표 1>에서는 유전자 알고리즘에 의해 수행된 인자간 유사도와 기존 알고리즘의 유사도를 각각 나타내었다.

아래 <표 1>에서와 같이 세 실험인자에 대해서 각각 10회씩 실험한 결과 중 임의의 4회에 대한 것으로서, 기존 Eigenface 알고리즘을 이용한 얼굴 인식 결과와 본 논문에서 제안하는 유전자 알고리즘(GA) 기반 얼굴인식 결과는 Min 0.07~Max 0.4의 성능 향상을 보였다. 이는 유전자 알고리즘에 의한 환경 변화 상태를 반영한 얼굴 정보가 인식을 향상에 유효할 수 있다는 사실을 입증하고 있다. 이러한 Eigenface 알고리즘의 전역적 특성들의 부분적 구별은 얼굴 정보 외에 다양한 정보를 포함하고 있으므로 명확한 얼굴 정보의 반영은 어

<표 1> 유전자 알고리즘 적용 유사도 대비 기존 알고리즘 유사도 비교

Gene	Eigenface	GA-Eigenface
Gene1	0.53	0.35
	0.39	0.17
	0.21	0.20
	0.14	0.08
Gene2	0.37	0.13
	0.26	0.14
	0.58	0.18
	0.30	0.17
Gene3	0.16	0.16
	0.25	0.21
	0.56	0.28
	0.51	0.20

럽다. 그러나 Eigenface 이외의 부분적인 특성을 반영하는 알고리즘에 본 유전자 알고리즘을 도입할 경우 보다 확실한 정보의 반영이 가능하게 될 것이다.

참고문헌

- [1] 배경울. "얼굴 인식 성능 향상을 위한 재분류 방법," *한국지능정보시스템학회논문지*, 제10권 3호 (2004), 105-114.
- [2] 배경울. "인터넷 뱅킹의 사용자 인증을 위한 얼굴인식 시스템의 설계," *한국지능정보시스템학회논문지*, 제9권 3호 (2003), 193-205.
- [3] 배경울. "분산형 인공 지능 얼굴 인증 시스템의 설계 및 구현," *한국지능정보시스템학회논문지*, 제10권 1호 (2004), 65-75.
- [4] 송지환, 김종원, 배경울. "전자정부 전자인증의 보안성 강화를 위한 지능형 얼굴인증 시스템의 설계," *한국지능정보시스템학회 춘계 학술대회논문집*, (2004), 251-256.
- [5] Alattar A. M. "Facial features Localization in Front View Head and Shoulders Images," *Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 2 (1995), 701-710.
- [6] Bartlett M. S., Lades H. M. and Sejnowski T. J. "Independent component representation for face recognition," in *Proceedings of the SPIE*, Vol. 3299 (1998), 528-539.
- [7] Goldberg D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [8] Ham Y. K., Lee S. Y. and Park. R. H. "Knowledge-based face recognition using neural networks," *Intl. Conf. Neural Networks* (1993), 2125-2128.
- [9] Maniezzo V. "Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1 (1994).
- [10] Samal A. and Iyengar P. A. "Automatic recognition and analysis of human faces and facial expression: A survey," *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 1 (1992), 65-77.
- [11] Turk M. A. and Pentland A. P. "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1 (1991), 71-86.
- [12] Tony M, Gavin K., David C. and Jan K., *Biometric Product Testing Final Report*. Computing, National Physical Laboratory, Crown Copyright, 2001.
- [13] Wu C. J. and Huang J. S. "Human face profile recognition by computer," *Pattern Recognition*, Vol. 23, No. 3 (1990), 255-259.
- [14] Wayman J. L. "Fundamentals of biometric authentication technologies," *Intl. J. Image Graph*, Vol. 1, No. 1 (2001), 93-113.
- [15] Yow K. C. and Cipolla. R. "Towards an automatic human face localization system," *Intl. Conf. PAMI*, Vol. 15, No. 10 (1993), 1042-1052.

Abstract

The Improving Method of Facial Recognition Using the Genetic Algorithm

Kyoung-Yul Bae*

As the security system using facial recognition, the recognition performance depends on the environments (e. g. face expression, hair style, age and make-up etc.) For the revision of easily changeable environment, it's generally used to set up the threshold, replace the face image which covers the threshold into images already registered, and update the face images additionally. However, this usage has the weakness of inaccuracy matching results or can easily active by analogous face images. So, we propose the genetic algorithm which absorbs greatly the facial similarity degree and the recognition target variety, and has excellence studying capacity to avoid registering inaccuracy. We experimented variable and similar face images (each 30 face images per one, total 300 images) and performed inherent face images based on ingredient analysis as face recognition technique. The proposed method resulted in not only the recognition improvement of a dominant gene but also decreasing the reaction rate to a recessive gene.

Key words : Biometrics, Facial Recognition, GA-based Eigenface Algorithm

* Dept. of Software, Sang-Myung University