

얼굴 인식에 효과적인 n-tuple classifier

한우연*, 남미영*, 이필규*

*인하대학교 컴퓨터공학과

e-mail:parthia@im.inha.ac.kr

N-tuple classifier for effective face recognition

Woo-Yeon Han*, Mi-Young Nam*, Phill-Kyu Rhee*

*Dept of Computer Engineering, In-Ha University

요 약

얼굴 인식을 위한 명도값 매칭 알고리즘들 중에서도 Continuous n-tuple classifier는 tuple의 무작위적 추출을 기본으로 하여 만들어 졌다. 무작위적 추출은 단순성과 빠른 속도 등의 장점에 반해 인식의 성능의 가변성을 단점으로 갖는다. 그리고 학습 데이터 추출 방법의 변화에 따른 인식률 변화라는 문제점이 있다.

본 논문에서는 무작위적 추출이 가지는 여러 가지 약점을 보완하기 위해서, 유전 알고리즘을 이용하여 얼굴 인식에 효과적인 tuple을 선택하여 사용하였다. 유전 알고리즘을 이용함으로써 얼굴 인식에 효과적인 tuple의 필터링 효과를 기대할 수 있다. 또한 학습 데이터 추출 방법의 변화에 따른 인식 성능의 향상을 확인할 수 있었다.

1. 서론

S.M Lucas가 제안한 얼굴 인식을 위한 Continuous n-tuple classifier[1]는 tuple의 무작위적 추출을 기본으로 하여 만들어 졌다. 이 알고리즘은 무작위적 추출로 인하여 간단한 개념과 빠른 속도, 비교적 효율적인 성능 등의 장점을 갖는다. 반면에 인식률이 무작위적으로 추출된 n-tuple에 의해 결정되므로 인식 성능에 대한 신뢰도가 떨어지며, 명도값 매칭 알고리즘의 한계로 인해 학습 데이터의 추출 방법에 따라 인식률이 달라질 수 있다.

본 논문에서는 유전 알고리즘[2,3]을 전처리 필터로 적용하여, 보다 얼굴 인식에 적합한 신뢰할 수 있는 n-tuple을 추출하고 얼굴 인식 성능을 향상시킬 수 있도록 하였다. 또한 데이터 추출 방법의 변화를 통해 등록 영상을 확장하여, 인식률을 개선시켰다.

2. 배경 지식

2.1 유전 알고리즘

진화연산 알고리즘은 자연계의 생명체 중 환경에

잘 적응한 개체가 좀더 많은 자손을 남길 수 있다는 자연선택 과정과 자연계의 생명체의 설계도와 같은 유전자의 변화를 통해서 좋은 방향으로 발전해 나간다는 자연 진화의 과정을 모방하여 컴퓨터로 모의 수행을 하는 최적화 알고리즘의 하나이다. 즉, 실제계의 문제를 풀기 위해 잠재적인 해들을 컴퓨터상에서 코딩된 개체로 나타내고, 여러 개의 개체들을 모아 개체군을 형성한 뒤, 세대를 거듭하면서 이들의 유전 정보를 서로 교환하거나 새로운 유전 정보를 부여하면서 적자생존의 법칙에 따라 모의 진화를 시킴으로써, 주어진 문제에 대한 최적의 해를 찾는 계산 모델이다.

유전 알고리즘은 하나의 점이 아닌 개체군에 기반하며 적합도 함수를 이용한 맹목적인 검색이다. 그리고 결정론적 변화 규칙이 아닌 확률적 변화 규칙을 이용하는 것도 특징 중의 하나이다.[4]

그림 1은 전형적인 유전 알고리즘의 구조를 보인다. n개의 해를 임의로 생성하고, 이 해집단으로부터 k개의 새로운 해를 만들어 내는데 각각의 해는

선택, 교차, 변이의 단계를 거쳐 만들어진다. 이렇게 만들어진 k개의 해는 해집단 내의 k개의 해와 대치된다. 이러한 과정을 임의의 정지 조건이 만족될 때까지 수행한 후 해집단의 남의 해 중 가장 좋은 해를 답으로 삼는다. 상수 k는 해집단이 한 번에 얼마나 많이 대치되느냐를 결정하는데, 실험에 사용한 GA는 빠른 수렴을 위한 안정상태 GA로 새로운 해가 생기는 대로 해집단에 넣어주는 방식이다.

```

n 개의 초기 염색체 생성;
repeat {
  for j = 1 to k {
    두 염색체 p1, p2 선택;
    offspringj = crossover ( p1, p2 );
    offspringj = mutation ( offspringj );
  }
  offspring1 , ... , offspringk를 population
  내의 k 개의 염색체와 대치 ;
} until (정지 조건 만족)
남은 해 중 최상의 염색체를 return;
    
```

그림 1 유전 알고리즘의 구조

2.2 Continuous n-tuple classifier

전통적인 n-tuple classifier[5]는 입력 벡터로 이진 값을 받는다. 이것을 입력이 연속적 이거나 multi-level인 입력에 적당하도록 새롭게 제안한 continuous n-tuple classifier는 속도와 단순성에 장점을 갖고 있다.

그림 2는 d 차원의 입력 공간이 m개의 n-tuple로 샘플링 되는 것을 보여준다. 각 n-tuple은 입력 공간에서 고정된 위치의 집합을 정의한다. j 번째 n-tuple의 위치 집합은

$$n_j = \{a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jn} \mid 1 \leq a_{ji} \leq d\}$$

학습 과정에서는, 입력 벡터 $\mathbf{x} = x(1) \dots x(d)$ 에 대하여 다음과 같은 투영을 수행하고 저장한다.

$$y_j = x(a_{j1}) \dots x(a_{jn})$$

인식 과정에서는, 각 class마다 j 번째 투영된 벡터에 대해, 각 클래스마다 가장 가까운 저장된 벡터를 찾아서 거리를 더하여 인식 점수를 구한다.

$$r_c = \sum_{j=1}^m \min_k D(y_{jk}^c, \mathbf{z}_j)$$

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

그리고 테스트 영상은 r_c 값이 가장 작은 클래스에 할당되게 된다.

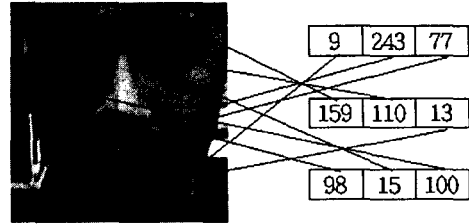


그림 2 continuous n-tuple의 샘플링 과정

3. 얼굴 인식에 효과적인 n-tuple classifier

3.1 학습 데이터의 정렬

얼굴영역을 학습데이터로 정하는데 있어서 정렬은 매우 중요한 요소이다. 이에 대해 Henry A. Rowley는 두 눈과 입의 중심점을 기준으로 하여 표준이 되는 평균 좌표를 만든 후 기존 영상을 이에 맞추어 변형하는 방법을 사용하였다.[6]



그림 3 영상의 변형

그러나 이 방법은 원 영상의 상하, 좌우 비율에 대한 변화가 일어나게 되므로 그 신뢰성을 보장할 수 없게 된다. 따라서 본 논문에서는 영상의 정렬과 추출에 대해 그림 4와 같은 방법을 사용하였다.



그림 4 영상의 추출

위와 같은 방법을 사용하여 영상을 추출할 때, 원 영상의 상하, 좌우 비율을 조절하여 여러 개의 영상을 만들 수 있다. 본 논문에서는 continuous n-tuple classifier의 등록 영상을 위해 각기 다른 두개의 비율을 적용하여 영상을 추출하였다.

3.2 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상의 히스토그램이 평탄하게 되도록 명암값의 재분배를 통해 농도를 조절하는 것이다.

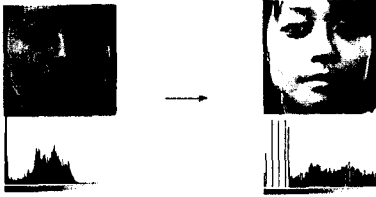


그림 5 히스토그램 평활화

본 논문에서는 모든 학습 및 등록 그리고 테스트 영상에 대해 히스토그램 평활화를 적용하였다.

3.3 염색체 설계

유전 알고리즘에서 염색체 설계와 적합도 평가는 성능의 가장 핵심적인 부분을 담당한다.

본 논문에서는 미리 무작위적으로 추출된 n-tuple의 사용 여부를 결정하는 이진 염색체를 사용하였다.



그림 6 염색체 설계

3.4 적합도 평가

얼굴 인식에 효과적인 n-tuple을 추출하기 위해서 인식률과 사용하는 n-tuple 개수를 이용하는 적합도 평가 함수를 만들어 사용하였다. 인식률 평가에서 테스트 영상에 할당된 r_c 값이 가장 작은 클래스가 테스트 영상 본래의 클래스와 같다면 인식률은 증가한다. 사용하는 n-tuple의 개수가 적을수록, 인식률이 높을수록 적합도 함수는 큰 값을 갖게된다.

적합도 함수의 식은 다음과 같다.

$$Fitness = \frac{NumofResult}{NumofTestImage} + \frac{1 - Count^2}{ChromosomeLength^2}$$

NumofResult : 테스트 영상 중 인식된 영상의 개수

NumofTestImage : 테스트 영상의 총 개수

Count : 사용되는 tuple의 개수

ChromosomeLength : 총 tuple의 개수

3.5 시스템 구조

유전 알고리즘을 이용한 n-tuple 필터링의 효율성

을 알아보기 위해서는, 일반적인 continuous n-tuple classifier와 본 논문에서 제안한 방법을 사용한 방식을 이용한 것을 비교하는 시스템이 필요하다.

그림 7은 무작위적으로 추출된 n-tuple을 유전 알고리즘을 이용해 필터링하는 부분과 필터링된 n-tuple을 이용하여 필터링 되지 않은 n-tuple과 비교하여 성능을 측정하는 두개의 부분으로 구성된 시스템을 나타낸다. 인식 단계에서 무작위적으로 추출된 n-tuple을 이용하는 것을 대조구로 이용하였고, 필터링 단계를 거쳐 선택된 n-tuple을 이용하는 방식과 비교 평가 되었다.

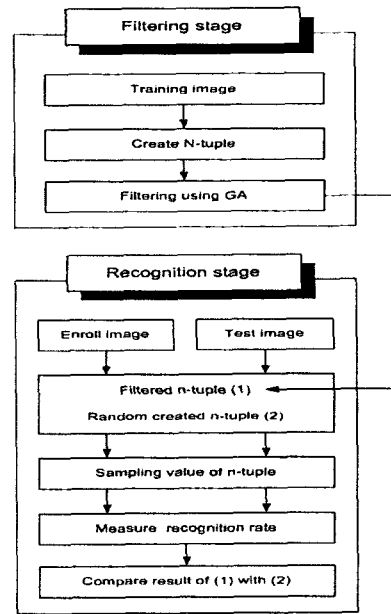


그림 7 시스템 구조도

4. 실험 결과

본 논문의 실험은 두 가지 부분으로 나뉜다. 하나는 유전자 알고리즘을 이용해 추출된 n-tuple이 얼굴 인식에 효과적인지 검증하는 부분이고, 다른 하나는 데이터 추출 방법의 변화가 인식률에 긍정적인 영향을 끼치는지 검증하는 과정이다. 훈련 과정의 실험을 위해서, 128×128로 추출된 연구실의 100명의 자체 보유 데이터 2190개 중 학습에서 995개, 테스트에서 1195개의 영상을 사용하였다.

그리고 첫 번째 부분의 실험은, 128×128로 추출된 Feret DB를 이용하였다. 학습과 테스트에는 각각 1092개의 각기 다른 사람의 영상을 사용하였다. 유전 알고리즘을 이용한 n-tuple 필터링 방법의 효

과를 검증하기 위해서, 무작위적으로 추출한 n-tuple 과 유전 알고리즘을 사용한 n-tuple을 이용해서 인식률을 테스트 비교하였다. (n=3, quantization level=256)

그림 8은 유전 알고리즘을 사용해서 필터링 한 n-tuple과 무작위적으로 추출된 같은 개수의 n-tuple 비교한 결과이다. 같은 개수의 n-tuple을 사용했을 때 인식을 비교하면 유전 알고리즘을 사용했을 때의 인식률이 향상됨을 볼 수 있다.

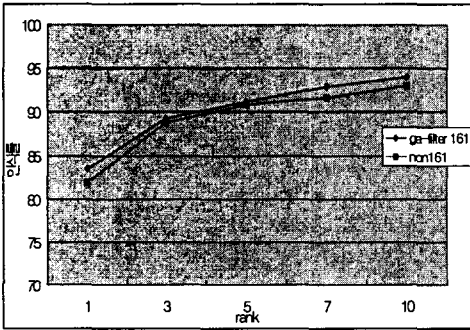


그림 8 유전 알고리즘을 사용했을 때와 하지 않았을 때 비교

두 번째 부분의 실험은, 첫 번째 실험에서 유전 알고리즘을 이용하여 필터링한 n-tuple에 등록 영상을 두 배로 확장하여 사용한 것과 그렇지 않은 것과의 비교이다. 그림 9를 그림8과 비교해보면, 등록 영상을 확장 하였을 때 그렇지 않을 때보다 성능이 더욱 향상되었음을 볼 수 있다.

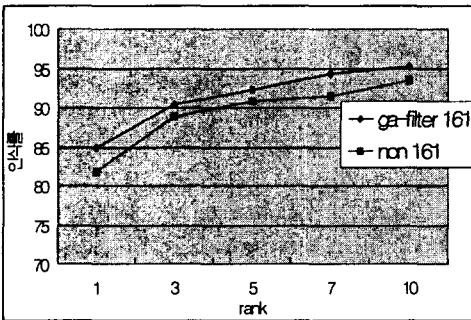


그림 9 유전 알고리즘을 사용하고 학습 데이터를 확장 했을 때와 그렇지 않을 때 비교

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 n-tuple 알고리즘의 무작위적인 n-tuple 추출과 명도값 매칭 알고리즘의 한계에 따른 인식 성능의 가변성에 대한 극복 방법을 제안하였다. continuous n-tuple classifier의 인식 성능에 영향을 미치는 것은 크게 tuple 추출의 무작위성과 등록 데이터 추출 방법의 두 가지로 볼 수 있다.

n-tuple 추출의 무작위성에 대한 실험 결과 유전 알고리즘을 필터로 이용하여 인식 성능이 향상된 것을 확인할 수 있다. n-tuple을 필터링 처리함으로써 인식 성능에 대해 보다 안정적인 신뢰도를 가질 수 있으며, 필터링을 통해 인식률을 떨어뜨리지 않고 속도를 증가시킬 수 있게 되었다.

또한 tuple 비교에서 사용되는 명도값 매칭 알고리즘에 따른, 학습 영상 추출이 성능에 큰 영향을 미치는 약점을 극복하기 위한 실험을 통해서, 학습 영상의 추출 방법을 바꾸었을 때 인식률이 증가하는 것을 볼 수 있다. 그러나 본 실험에서는 최소한의 변화로 성능 향상의 가능성을 확인하였을 뿐이고, 따라서 n-tuple 알고리즘의 성능을 최대화 시킬 수 있는 학습 영상 추출 방법에 대한 연구가 더 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] S.M Lucas, "Real-time face recognition with the continuous n-tuple classifier", Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings- , Volume: 145 , Issue: 5 , Oct. 1998
- [2] J. Baker, "Adaptive Selection Methods for Genetic Algorithms", Proc. First ICGA, Jul. pp. 101-111, 1987
- [3] Holland, J., Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975
- [4] 문병로, "유전 알고리즘", 다성출판사, 2001
- [5] N.M Allinson and A Kolcz, "A Principled Approach to n-tuple Recognition Systems", the Institution of Electrical Engineers, 1997
- [6] Henry A. RowLey, Shumeet Baluja and Takeo Kanade, "Neural Network-Based Face Detection", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.1, Jan 1998