

얼굴인증을 위한 형태학적 형상분해의 특징추출에 관한 연구

A Study on Feature Extraction of Morphological Shape Decomposition for Face Verification

박인규*, 안보혁**, 최규석***

In-Kyu Park, Bo-Hyuk Ahn, Gyo-Seok Choi

요 약 퍼지 형태학적 형상 분해를 이용한 얼굴인증 과정에서 퍼지척도를 기반으로 한 특징추출 방법을 제안하였다. 형태소에 관계하는 영상정보와 퍼지척도를 기반으로 한 가중치에 대하여 무게중심을 이용하여 인접정보가 고려되었다. 이에 의한 형태학적 침식과 팽창연산자를 정의하여 얼굴영역의 특징점 추출시 기존의 방법보다 4배 이상의 많은 분해영상을 얻을 수 있었다. 결국 특징 벡터를 이용하여 얼굴인증을 수행한 실험결과 기존의 형상분해에 의한 방법보다 특징점 추출과 임계값의 안정성을 확보하여 인식 결과에서 비교우위를 가질 수 있었다.

Abstract The new approach was proposed which uses feature extraction based on fuzzy integral in the process of face verification using morphological shape decomposition. The centre of area was used with image pixels related with structure element and its weight in an attempt to consider neighborhood information. Therefore the morphological operators were defined for feature extraction. And then the number of decomposition images were more about 4 times than the conventional. Finally in the simulations with the extractions for face verification it was proved that the approach in this paper was even more good than the conventional in stability of feature extraction and threshold value.

Key Words : mathematical morphology, shape decomposition, face verification

I. 서 론

수학적 형태학은 1964년 Matheron과 Serra에 의해 제안된 영상분석(image analysis)의 한 방법으로서 형태분석(shape analysis), 특징 추출 및 인식등에 이용되며 이진영상과 그레이영상을 나타내고 표현하기 위한 주요한 도구이다^[5,10]. 영상의 형태학적 표현은 영상의 물체가 가지는 기하학적인 특성을 나타내는데 적합하다. 형상의 표현 방법에는 형태학적인 골격화와 형태학적인 형상분

해의 접근 방법이 있다. 특히 형태학적인 형상분해는 형태학적인 침식연산과 융기연산을 이용하여 영상의 물체를 일련의 영상들로 분해할 수 있다.

형상 분해(morphological shape decomposition)를 이용한 얼굴의 인증에서는 패턴정합 알고리즘으로 이용되는 동적연결구조(dynamic link architecture)를 이용하여 적합한 특징벡터를 추출한다^[11]. 이러한 방법을 이용하여 응용될 수 있는 분야는 여러 개의 얼굴에서 특정인의 얼굴에 가장 가까운 얼굴을 인식하는 분야와 웹상에서의 일어날 수 있는 얼굴의 인증분야를 들 수 있다. 얼굴을 인식하는 방법에 두 가지의 부류가 있다. 하나는 영상의 기하학적인 특징을 이용하는 것이고, 다른 하나는 영상

*정회원, 중부대학교 컴퓨터학과

**준회원, 중부대학교 대학원 정보과학과

***중신회원, 청운대학교 컴퓨터학과(교신저자)

접수일자 2009.02.15, 수정완료일자 2009.03.05

의 밝기정보를 이용하는 것이다. 이에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다. 밝기정보와 모양정보를 이용하는 접근방법으로 가버필터(garbor filter)를 이용한 방법이 있다^[24]. 기준영상의 얼굴 안면부에 놓인 격자의 노드에서 서로 다른 크기와 성분들에 대해 2차원의 가버필터의 응답을 측정하여 특징벡터를 구성한다. 따라서 기준영상의 격자와 측정영상의 격자간의 기하학적인 위치의 변형을 최소화하는 방향으로 인식이 이루어진다. 또 다른 방법으로서 Tefas나 Pitas등이 제안한 형상 분해와 그래프 정합 방법을 결합한 동적연결구조(dynamic link architecture) 방법이 있다^[39]. 이 방법에서는 특징법에 해당하는 가버필터의 응답을 분해영상이 가지는 밝기정보로 나타낸다. 복잡한 물체의 경우에도 분해를 통하여 직관적으로 표현할 수 있다. 또한 이는 물체에 독립적이며 형상분해는 최대값과 최소값을 이용하여 형태학적인 침식과 용기를 이용한다. 따라서 이 방법은 분해영상이 가지는 특징벡터가 가지는 정보가 많지 않고 또한 인접정보를 이용하지 않기 때문에 인식률에 제한적이다^[11].

본 논문에서는 첫째, 특징벡터를 구성하는 형상 분해 영상이 가지는 정보를 가능한 한 많이 확보하고 둘째, 인접정보를 고려하여 인식의 정확성을 높이기 위하여 무게 중심(COA: centre of area)을 이용한 퍼지 형태학적 분해와 탄성적인 그래프정합(elastic graph matching)을 결합한 동적연결구조를 제안하였다. 제안된 방법에서는 특징점을 구축하기 위하여 기존의 가버필터의 응답을 형상분해의 각 단계의 분해영상이 가지는 밝기로 대체하였다. 또한 이 과정에서 형태학적인 침식과 용기를 무게중심을 이용하여 수행하였다. 그 결과 기존의 형태학적 연산의 최소값과 최대값을 사용하지 않고, 모든 인접 밝기에 대하여 무게 중심으로 연산을 하기 때문에 보다 많은 인접정보를 유지 하여 특징벡터를 구성 할 수 있었다.

논문의 구성은 전체적으로 다음과 같다. 제2절에서 MSD를 이용한 얼굴모델링에 대하여 알아보고, 3절에서는 제안된 MSD-DLA가 소개된다. 4절에서는 실험결과 및 고찰의 순으로 되어 있다.

II. 형태학적인 형상분해를 이용한 얼굴영역모델링

1. 퍼지척도에 의한 형태학

먼저 형태학적인 형상분해 과정은 전처리를 통한 얼굴영역에 대하여 적용된다. $f(x) : \mathcal{R} \subseteq \mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{Z}$ 를 전처리의 출력영상이라고 하자. 여기서 \mathbb{Z} 는 일련의 정수의 집합이고, \mathcal{R} 은 $f(x)$ 의 정의역이다. 따라서 영상의 화소가 가지는 값은 양의 정수로써 $f(x) \geq 0$ 이다. 퍼지 구성요소(structure element)에 대해 앞서 정의된 λ -퍼지척도를 이용하여 가중치로 구성된 퍼지집합을 구축하고 구성요소에 해당하는 영상으로 구성된 퍼지집합을 구축한다. 이에 대하여 무게중심의 원리를 이용하여 형태학의 네가지의 연산자, 용기(dilation)와 침식(erosion), 개방(opening)과 폐쇄(closing)를 정의한다. 결국 무게중심의 값은 다음의 식(1)에서와 같이 퍼지 구성요소의 모든 화소에 대하여 λ -퍼지척도를 적용하면 영상에 대한 용기(dilation)와 같은 작용을 한다^[11].

$$F_D(h_i; g_\lambda()) = COA\{(g_\lambda(A_i); x), h_i\}, \quad (1)$$

$$A_i = \{x_j | h_j \geq h_i\}$$

여기서 D는 퍼지집합간의 포함정도에 의해 계산된 퍼지집합에 대한 비퍼지화(defuzzification) 과정을 나타내며 무게중심을 나타낸다. 한편 이와 쌍대(dual)의 관계를 가지는 침식(erosion)은 다음의 식 (2)과 같이 용기에 대한 λ -퍼지척도의 쌍대적인 λ -퍼지척도를 이용하여 영상에 대한 침식작용을 한다.

$$F_E(h_i; g_\lambda^*()) = COA\{(1 - g_\lambda^*(A_i^*); x), h_i\}, \quad (2)$$

$$A_i^* = \{x_j | h_j \leq h_i\}$$

형상 분해의 목적은 $f(x)$ 를 식(3)과 같이 여러 성분으로 분할하는 것이다^[12].

$$f(x) = \sum_{i=1}^k f_i(x) \quad (3)$$

여기서 $f_i(x)$ 는 i 번째의 성분을 나타낸다. 즉, 이것은 다음의 식(4)과 같이 나타낼 수 있다.

$$f_i(x) = [l_i \oplus n_i g](x) \quad (4)$$

여기서 $l_i(x)$ 는 골격(spine)이고, $n_i g(x)$ 는 다음의 식(5)와 같다.

$$n_i g(x) = \underbrace{([g \oplus g \oplus \dots \oplus g](x))}_{n_i \text{ time}} \quad (5)$$

$n_i g(x)$ 는 식(6)을 만족하는 $f(x)$ 의 최대치를 구한다.

$$[f \ominus (n_1 + 1)g](x) \leq \forall x \in D \quad (6)$$

따라서 첫 번째의 골격은 식(7)과 같이 주어진다.

$$l_1(x) = [f \ominus n_1 g](x). \quad (7)$$

형태학적인 형상 분해는 다음과 같다.

단계 1. 초기화 과정 : $\hat{f}_0(x) = 0$

단계 2. i번째 레벨의 분해 : n_i 가 1에서 식(8)까지 n_i 를 증가시킨다.

$$[f - \hat{f}_{i-1} \ominus (n_i + 1)g](x) \leq 0 \quad (8)$$

단계 3. 식(9)로 i 번째 성분을 계산한다.

$$f_i(x) = \left\{ \underbrace{[f - \hat{f}_{i-1} \ominus n_i] \oplus n_i g}_{l_i(x)} \right\}(x) \quad (9)$$

단계 4. i번째 레벨의 분해에서 복원영상을 구한다.

$$\hat{f}_i = \hat{f}_{i-1}(x) + f_i(x) \quad (10)$$

단계 5. 분해영상들의 차이가 충분히 작아질 때 까지 단계 2로 반복한다.

2. 형상분해와 동적연결구조의 결합

본 논문에서는 가버필터의 특징벡터를 K개의 연속적인 복원 영상 $\hat{f}_i(x)$ 에서 추출된 특징 벡터로 대체하였다. 따라서 영상 f 에 대하여 격자상의 노드 x 에서의 그 레이 레벨 정보 \hat{f}_i 가 결합되어 식(11)과 같이 제트(jet)라 불리는 특징 벡터 $J(x)$ 를 구성한다^[8,9,10].

$$J(x) = (f(x), \hat{f}_{L-k}(x), \dots, \hat{f}_L(x)) \quad (11)$$

이는 식(12)와 같이 구성되어 진다.

$$J'(x) = (f(x) - \hat{f}_L(x), \hat{f}_{L-k}(x), \dots, \hat{f}_L(x)) \quad (12)$$

여기서 첨자 t 와 r 을 각각 시험영상과 기준영상이라고 하자. 동일한 격자상의 노드간의 L2놈(norm)을 식(13)과 같이 유사도로 정의한다.

$$S_u(J(x_i^t), J(x_i^r)) = \| J(x_i^t) - J(x_i^r) \| \quad (13)$$

영상에 대한 정합의 평가는 기준영상의 정방의 격자에 대해 시험영상의 변형된 정도로 평가 할 수 있다. 여기서 V 를 격자상의 노드의 집합이라고 하면, 식(14)에 의하여 추가적인 목적함수를 구성할 수 있다.

$$S_e(i, j) = S_e(d_{ij}^t, d_{ij}^r) = \| d_{ij}^t - d_{ij}^r \| \quad (14) \\ \forall i \in \nu; j \in N(i)$$

여기서 $N(i)$ 는 노드 i 의 인접정보이고, d_{ij} 는 $x_i - x_j$ 이다. 전체적으로 식(15)를 최소화시켜주는 시험영상의 노드를 찾는다.

$$C(x_i^t) = \sum_{i \in \nu} S_u(J(x_i^t), J(x_i^r)) + \lambda \sum_{j \in N(i)} S_e(d_{ij}^t, d_{ij}^r) \quad (15)$$

III. 실험 및 결과

실험에서는 제안된 기법을 M2VTS의 영상에서 샘플을 취하여 적용하였다. 영상은 215*286으로 구성되어 있다. 그림 1과 2는 각각 표준적인 형태학에 의한 형상분해의 결과와 제안된 방법의 형태학적 형상분해의 결과를 보여준다. 그림 1은 18번의 분할과정을 통하여 복원된 영상이고, 그림 2는 78번의 분할과정을 통하여 복원된 영상이다.



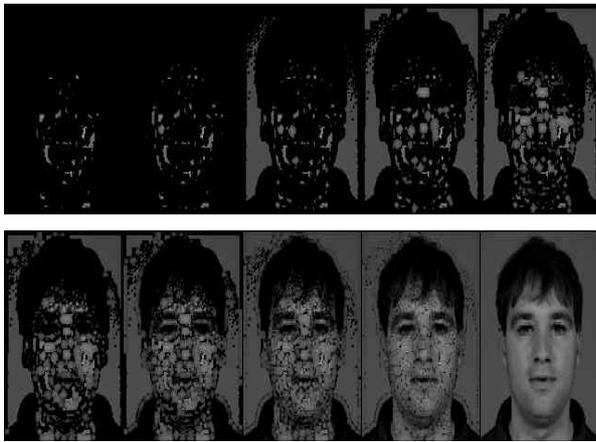


그림 1. 표준 형태학에 의한 형상 분해 결과
 Fig. 1 The Results of Shape Decomposition by standard morphology

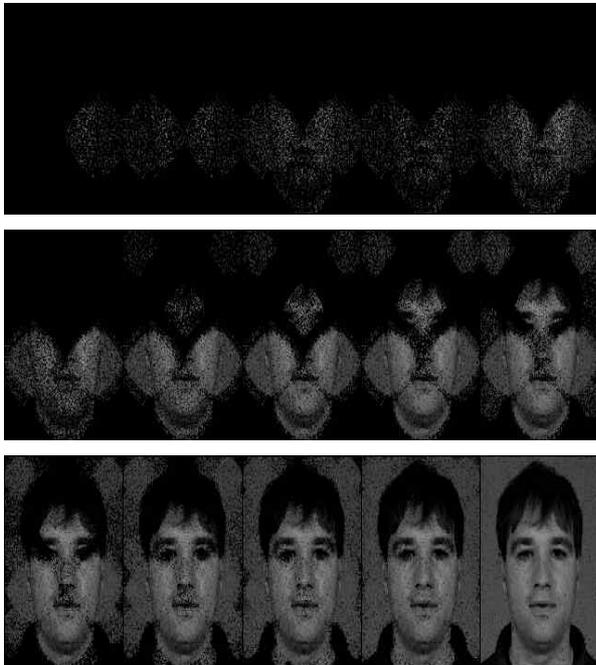


그림 2. 제안된 방법에 의한 형상 분해 결과
 Fig. 2 The Results of Shape Decomposition by the proposed

결과적으로 제안된 방법이 약 4배 이상의 분할과정을 통하여 특징점을 보다 잘 나타낸다고 할 수 있다. 이는 분할 과정에서 기존의 방법보다 무게중심의 원리를 이용한 제안된 방법이 공간적인 인접정보를 잘 나타내 주고 있음을 보여 주고 있음을 알 수 있다.

두 방법 공히 3*3의 동일한 형태소(structure element)를 구성하였다. 기존의 얼굴인증을 하는데 필요한 MSD 방식은 영상의 주변 정보들을 max값과 min값에 의해서

고려하기 때문에 MSD영상을 표현하는데 윈도우(마스크)의 가중치만으로 분할되어졌던 부분이 뭉쳐져 있는 군집의 형태로 나타나게 된다. 반면에 무게중심을 이용한 MSD방식은 영상의 주변 정보들을 max값과 min값이 아닌 하나의 퍼지집합으로 고려하여 평가하기 때문에 분할되어졌던 정보들이 기존 MSD방식에서처럼 군집을 이루면서 나타나지 않고 분포되면서 표현되어지는 것을 볼 수 있다. 주변 정보들의 손실을 적게 하여 얼굴 인증을 하는데 필요한 정보들에 대한 손실 또한 막을 수 있다. 이는 하나의 화소에 대한 정보를 나타내는데 주변정보를 전체적으로 고려하는 필터로서의 기능도 가지고 있다.



(a)시험영상 (b)시험영상 (c)시험영상 (d)시험영상

그림 3 기준영상과 시험영상
 Fig. 3 The Reference Images and the Test Images

표 1. 기준영상과 시험영상
 Table 1. The Reference and the Test Images

기준영상	방 법	기존 방법	제안된 방법
	검증쌍		
R(a)	R(a)-T(b)	4,764	26,547
	R(a)-T(c)	5,704	33,027
	R(a)-T(d)	4,992	29,389
R(b)	R(b)-T(a)	4,764	26,481
	R(b)-T(c)	5,692	34,801
	R(b)-T(d)	4,607	31,700
R(c)	R(c)-T(d)	5,203	26,087
	R(c)-T(a)	5,704	30,258
	R(c)-T(b)	5,692	32,577
R(d)	R(d)-T(c)	5,203	26,599
	R(d)-T(a)	4,992	29,389
	R(d)-T(b)	4,607	32,492

그림 3에 대하여 기존의 방법보다 인식결과치의 분포가 평균적으로 5배정도 차이가 있음을 표 1을 통하여 알 수 있다. 또한 기존방법은 최대 1,100의 구간을 가지는 반면에 제안된 방법은 최대 8,000가량의 구간을 가지고 있다. 동일인의 경우에 기존의 방법은 1,000가량의 결과치를 보이지만, 제안된 방법의 경우에는 7,000가량의 결과

치를 보였다. 제안된 방법이 인증을 위한 임계치를 설정하는데 보다 안정성을 가진다고 할 수 있다.

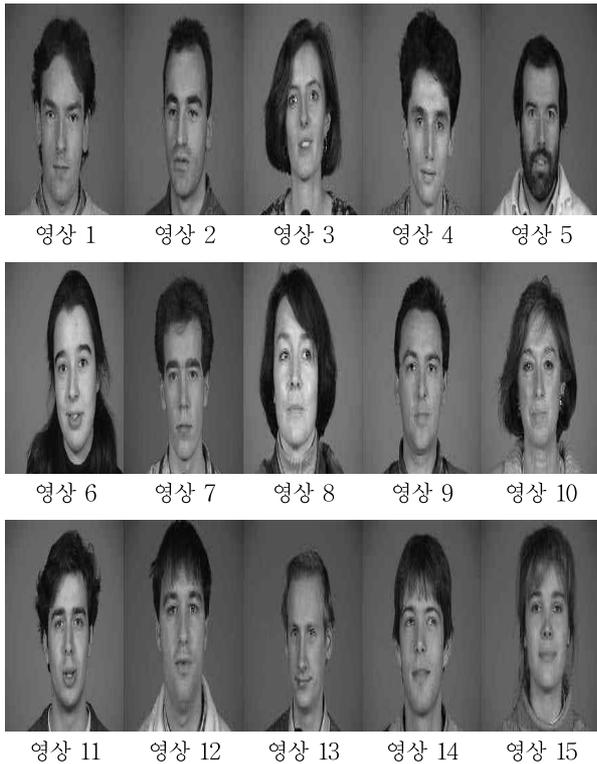
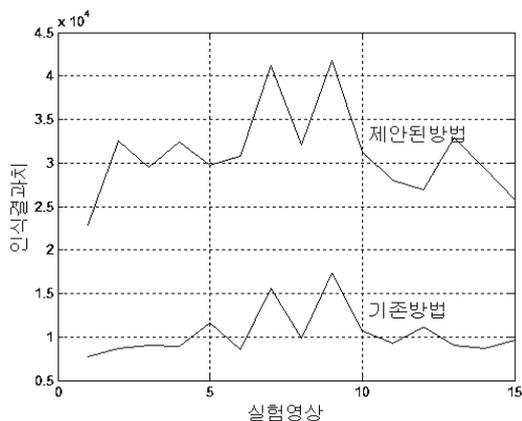


그림 4. 시험 영상
Fig. 4 The test images

그림 4의 15개의 시험영상에 대한 인식의 결과치가 표 2에 나타나 있다. 제안된 방법의 결과가 분할영상의 특징점을 많이 가지고 있음을 알 수 있다. 임계치의 안정성도 높다는 것을 알 수 있다. 또한 표 2에서 처럼 기존의 방법보다 제안된 방법의 오차가 더 작다는 것을 알 수 있었다.

표 2. 시험영상에 대한 인증 결과
Table 2. The Results of Verification



IV. 결 론

본 논문에서는 무게중심을 이용한 퍼지 형태학적 연산자를 정의하였다. 이를 바탕으로 하여 영상의 형상을 분해하였다. 또한 탄성적인 그래프정합(Elastic graph matching)인 동적 연결 구조를 결합하였다. 제안한 무게중심을 이용한 퍼지 형태학적 MSD-DLA를 사용하여 얼굴 인증을 수행한 결과 다음과 같은 장점을 가질 수 있다. 영상의 정보에 대한 손실을 가능한 한 줄이기 위하여 형태소와 영상의 정보를 퍼지척도상에서 퍼지집합으로 구성하여 인접정보를 고려하였다. 따라서 기존의 방법 보다 4내지 5배의 많은 특징점을 추출하여 보다 안정적인 임계값을 확보하여 인식의 오차를 줄일 수 있었다. 앞으로 이는 웹상에서의 인식으로 확장될 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] A.Tefas, C.Kouopoulos, I.Pitas "Face Verification based on Morphological Shape Decomposition", *In 1998 IEEE Int. Conf on Image Processing*, Chicago, October 1998.
- [2] R. Brunelli and T. Poggio. Face recognition: Features versus templates. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10):1042-1052, 1993.
- [3] B. Duc, S. Fischer, and J. Bigun. Face authentication with sparse grid gabor information. *In Proc. of the IEEE Int. Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP-97)*, volume IV, pages 3053-3056, Munich, Germany, April 1997.
- [4] B. Duc, S. Fischer, and J. Bigun. Face authentication with gabor information on deformable graphs. *IEEE Transactions on Image Processing*, submitted 1997.
- [5] S. Fischer, B. Duc, and J. Bigun. Face recognition with gabor phase and dynamic link matching for multi-modal identification. *Technical report LTS 96.04*, Signal Processing Laboratory, Swiss

- Federal Institute of Technology, 1996
- [6] R. Haralick. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(4):532-550, July 1987.
- [7] C. Kotropoulos and I. Pitas. Face authentication based on morphological grid matching. *In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP-97)*, volume I, pages 105-108, California, October 1997.
- [8] C. Kotropoulos and I. Pitas. Rule-based face detection in frontal views. *In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP-97)*, volume IV, pages 2537-2540, Munich, Germany, April 1997.
- [9] C. Kotropoulos, A. Tefas, and I. Pitas. Frontal face authentication using variants of dynamic link matching based on mathematical morphology. In 1998 *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, Chicago, October 1998, submitted.
- [10] I. Pitas and A. Venetsanopoulos. Morphological shape decomposition. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1):38-45, January 1990.
- [11] S. Grobert, M Koppen, B. Nickolay, "A New Approach to Fuzzy Morphology Based on Fuzzy Integral and Its Application in Image Processing", *Proceedings of ICPR'96, IEEE*, 1996

저자 소개

박 인 규(정회원)



- 1985년 원광대학교 전기공학과 공학사
- 1987년 연세대학교 일반대학원 전기공학과 공학석사
- 1997년 원광대학교 일반대학원 전자공학과 공학박사
- 2009년 현재 중부대학교 컴퓨터학과 부교수.

<주관심분야 : 영상처리, 네트워크>

안 보 혁(준회원)



- 1996년 중부대학교 컴퓨터학과 학사 졸업.
 - 2000년 중부대학교 일반대학원 정보과학과 재학중.
- <주관심분야 : 영상처리, 인공지능>

최 규 석(중신회원)

- 제8권 제6호 참조
 - 1987년 1월~1997년 1월 (주)데이콤 정보통신연구소 연구원 및 (주)SK텔레콤 중앙연구원 책임연구원 근무, 1997년 ~ 현재 청운대학교 컴퓨터학과 교수
- <주관심분야 : 이동통신, 인공지능, 인공생명, 지능형 교통체계(ITS), 이동 컴퓨팅>