

불변의 모멘트를 이용한 객체 매칭

이운성, 원치선
동국대학교 전자공학과

Object Matching Using Invariant moments

Yun Seong Lee, Chee Sun Won
Dept. of Electronic Engineering
Dongguk University
E-mail : cswon@dongguk.edu

Abstract

자동으로 분할된 영상에서 각각의 영역들은 동질의 특징을 가지는 성분들로 구성되어 있다. 그러나 대부분의 경우 하나의 영역만으로는 특정한 혹은 의미 있는 오브젝트를 정확히 표현 할 수 없다. 이 중에서 하나 이상의 영역 즉 비슷한 특징을 갖는 몇몇 영역들의 집합이 사용자에게 있어서 의미 있는 오브젝트를 구성한다고 볼 수 있다. 이를 전제로 본 논문에서는 분할된 영상 내에 존재하는 기저 영역들의 모멘트 추출을 기반으로 하는 객체 매칭 기법을 제안한다. 제안된 매칭 방법에서는 자동 영상 분할된 각 영역들로부터 모멘트를 추출하고 이 정보를 이용하여 조합된 영역에 대한 모멘트를 계산하게 되고, 다시 이들 조합된 영역의 모멘트를 이용하여 그 영역의 셰입(shape) 특징 벡터를 추출한다. 이를 통하여 사용자가 찾고자 하는 영역과 분할영상내의 모든 영역의 조합에 대해서 초기에 추출된 정보만을 이용하여 매칭할 수 있도록 하였다.

I. 서론

최근 디지털 카메라, 캠코더, 스캐너 등의 디지털 영상 기술의 발전과 인터넷의 일반화 등은 영상물의 급속한 증가를 가져오게 되었고, 이로 인하여 방대한 양의 미디어 데이터의 저장에 다양한 분야에서 필요하게 되었다. 이러한 데이터 베이스의 구축이 일반화 되어 가고 있음에도 텍스트를 기반으로 하고 있는 현재 인덱싱 시스템의 성능은 이를 따라가고 있지 못하고

있는 실정이다. 이러한 필요에 의해 현재 표준화가 거의 완성단계에 있는 MPEG-7이 대두 되었고 많은 내용 기반의 검색 또는 인덱싱 시스템이 개발되고 있다. 이 중에서도 영상 분할을 이용 분할된 영상내의 각 영역을 기반으로 하는 매칭 방법은 내용기반의 영상해석을 위해 가장 활발한 연구가 이루어지고 있는 분야 중 하나이다[1]. 이에 맞추어서 본 논문에서는 영상을 분할하고 이 분할된 영상으로부터 병합된 영역의 셰입 특징 벡터 추출을 이용한 새로운 객체 매칭 방법을 제안하고자 한다.

자연 영상에 존재하는 오브젝트를 자동으로 추출하는 문제는 아직까지 미 해결된 어려운 문제로 기존의 많은 객체 매칭 알고리즘들은 대부분 의미 있는 객체의 완벽한 분할이 전제되어 있다.

본 논문에서는 현재까지 나와있는 영상분할 기법을 이용하여 자동 분할된 동질의 영역을 기반으로 각 영역에 대한 모멘트들을 추출하고, 이들 모멘트만을 이용함으로써 자연영상으로부터 오브젝트를 정확히 찾아 내지 않고도 매칭할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

II. 워터 셰드를 이용 영상분할

우선 매칭하고자 하는 영상에 대하여 분할된 영상을 획득한다. 영상 분할을 위해 여기서는 블록단위 마커 추출과 워터셰드를 이용한 영상 분할 기법을 사용하였다[2]. 기존의 형태학적 연산을 이용한 영상 분할은 화소 단위의 마커를 추출하기 때문에 과 분할된 결과를 얻는 경향이 있다. 이를 해결하기 위해서 본

논문에서는 블록단위의 마커 추출과 윤곽선 추출을 위해 화소 단위의 워터셰드를 이용한 영상분할을 사용하였다. 이렇게 얻어진 분할 영상은 아래의 그림 1과 같다.

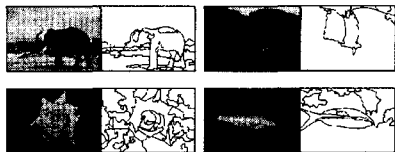


그림 1. 원 영상(왼쪽)과 분할 영상(오른쪽)

III. 웨입 파라미터

앞의 서론에서도 간단히 언급하였듯이 본 논문에서는 각 영역의 고유한 특징을 기술 하는데 있어서 웨입을 이용하였다. 이러한 웨입을 표현하는 방법에는 체인 코드(chain code), 다각형 근사법, 푸리에 디스크립터, MPEG-7 에서의 웨입 디스크립터 등 여러 가지 방법이 개발되어 있다. 이 중에서도 본 논문에서는 1,2,3 차의 원점에 관한 모멘트로부터 유도되는 7 개의 불변의 모멘트(invariant moment)들을 이용하여 웨입을 기술하였다 [3, 4]. Hu 에 의해서 제안된 이들 불변의 모멘트들은 그레이 스케일을 갖는 영상 내에서 각 픽셀의 위치와 픽셀 값에 관한 확률 밀도 함수를 이용하여 영상전체에 대하여 정의된다. 여기서는 각 영역의 웨입에 대해 고려하기 위해 각 영역을 구성하는 픽셀들의 위치에 관한 함수를 이용하여 영상을 구성하는 영역별로 불변의 모멘트를 정의한다. 이들 모멘트들은 회전, 천이, 크기 변화에 강인한 특성을 갖고 웨입에 관한 특징 벡터로서 분할된 영상에서 각 영역의 모양을 기술하는데 사용된다.

3.1 불변의 모멘트

2차원 디지털 신호 $f(x, y)$ 에서 차수 $(p+q)$ 를 가지는 원점에 관한 모멘트는 다음과 같다[3].

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

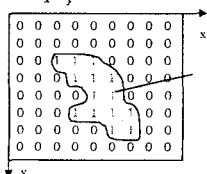


그림 2. 모멘트 추출을 위한 입력영상

그림 2와 같은 입력영상에서 식(1)을 이용하여 분할된 영역에 대해 1,2,3차의 모멘트들을 구할 수 있다. 다시 차수 (p, q) 에 대한 중심 모멘트는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) \quad (2)$$

$$p, q = 0, 1, 2, 3, \dots$$

여기서

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \text{and} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3)$$

여기서 식(2), (3)에서 정의된 중심 모멘트들은 이전의 식(1)에 의한 원점에 대한 1,2,3차 모멘트를 이용하여 다음과 같이 정의될 수 있다[4].

$$\begin{aligned} \mu_{00} &= m_{00} & \mu_{02} &= m_{02} - \frac{m_{01}^2}{m_{00}} = m_{02} - \bar{y}m_{01} \\ \mu_{10} &= m_{10} - \frac{m_{10}m_{00}}{m_{00}} = 0 & \mu_{21} &= m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}\bar{y}m_{01} \\ \mu_{01} &= m_{01} - \frac{m_{01}m_{00}}{m_{00}} = 0 & \mu_{12} &= m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - \bar{x}m_{02} + 2\bar{x}\bar{y}m_{01} \\ \mu_{11} &= m_{11} - \frac{m_{11}m_{00}}{m_{00}} = m_{11} - \bar{x}m_{01} & \mu_{30} &= m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2\bar{x}^2m_{10} \\ \mu_{20} &= m_{20} - \frac{2m_{20}m_{00}}{m_{00}} + \frac{m_{10}^2}{m_{00}} = m_{20} - \bar{x}m_{10} & \mu_{03} &= m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2m_{01} \end{aligned} \quad (4)$$

위의 식(4)와 같이 계산된 1,2,3차의 중심 모멘트를 이용하여 7개의 불변의 모멘트 집합이 다음과 같이 정의될 수 있다[3, 4].

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \Phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4(\eta_{11})^2 \\ \Phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \Phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[(3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2)] \\ \Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) \\ &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{where } \eta_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{00})^\gamma$$

$$\text{and } \gamma = 1 + (p+q)/2$$

	(a)	(b)	(c)	(d)
Φ_1	0.234453	0.234453	0.234453	0.234453
Φ_2	0.006411	0.006411	0.006411	0.006411
Φ_3	0.000561	0.000561	0.000561	0.000561
Φ_4	0.000296	0.000296	0.000296	0.000296
Φ_5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Φ_6	0.000015	0.000015	0.000015	0.000015
Φ_7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

	(a)	(b)	(c)	(d)
Φ_1	0.337262	0.337262	0.337262	0.337262
Φ_2	0.076486	0.076486	0.076486	0.076486
Φ_3	0.000097	0.000097	0.000097	0.000097
Φ_4	0.000016	0.000016	0.000016	0.000016
Φ_5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Φ_6	0.000003	0.000003	0.000003	0.000003
Φ_7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

그림 3. 불변의 모멘트들

위의 식(5)에 의해서 계산되어진 값들은 그림 3에서와 같이 영상에서 오브젝트 영역의 회전과 위치의 변화에 불변의 특성을 갖게 된다.

IV. 영역 조합

지금까지 본 논문에서 다루게 될 웨입 특징 벡터의 특징과 유도 과정에 대해 설명하였다. 여기서는 실제로 초기 분할된 영역들로부터 1,2,3차의 원점에 관한 모멘트들을 추출하고 이를 이용하여 모든 영역의 조합에 대한 동차의 모멘트를 계산함으로써 모든 영역조합에 대한 웨입 특징 벡터들을 얻어낼 수 있는 방법에 대해 논의한다.

4.1 영역별 모멘트 추출

앞에서의 언급한 것처럼 영역의 웨입 특징 벡터를 추출하기 위해서는 1,2,3차의 원점에 관한 모멘트가 필요하다. 이를 이용하여 동차의 중심 모멘트들이 계산되어지고 이는 다시 불변의 모멘트를 계산하는데 이용되기 때문이다. 이를 위해서 앞에서 일차로 자동 분할된 영상에서 각 영역들에 대한 1,2,3차 모멘트를 추출하게 된다.

우선 i 번째 영역의 $(p+q)$ 차수의 모멘트를 다음과 같이 정의하면

$$m_{i,pq}, i=1,2,3,\dots,N, 1 \leq (p+q) \leq 3$$

N : 분할영상내의 전체 영역수

식 (1)에 의해서 아래 그림 4.와 같이 초기 분할 영역에서 각 영역별 모멘트들을 추출할 수 있다.

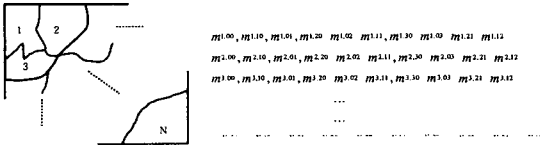


그림 4. 각 영역별 모멘트 추출

위의 10개의 모멘트들은 각각의 분할된 영역별로 추출된다. 위에서 추출된 값들 중에서 m_{00} 는 영역의 크기를 표현하게 되고, m_{10}, m_{01} 은 각 영역의 무게중심을 나타내며 $m_{20}, m_{02}, m_{11}, m_{30}, m_{03}, m_{21}, m_{12}$ 는 각각 x 와 y 에 관한 2,3차 모멘트이다

4.2 조합된 영역의 특징벡터 추출

여기서는 분할영상내의 모든 영역들에 대해서 가능한 모든 영역들의 조합에 대하여 웨입 특징 벡터를 계산하게 된다. 앞에서도 설명하였듯이 어떠한 영역의 웨입 특징 벡터를 유도하기 위해서는 그 영역에 대한 원점에 관한 모멘트가 필요하다. 앞의 과정에서 추출된 초기 분할 영상의 모멘트들을 이용하여 조합된 영역의

1,2,3차의 원점에 관한 모멘트들을 계산 할 수 있다[5].

만약 i 번째 영역과 j 번째 영역이 병합되었을 때 새롭게 병합된 영역의 모멘트는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} size_{merged} &= size_i + size_j \\ m_{merged,00} &= size_{merged} \\ m_{merged,10} &= (m_{i,10} \times size_j + m_{j,10} \times size_i) / size_{merged} \\ m_{merged,01} &= (m_{i,01} \times size_j + m_{j,01} \times size_i) / size_{merged} \\ m_{merged,20} &= (m_{i,20} \times size_j + m_{j,20} \times size_i) / size_{merged} \\ &\vdots \\ m_{merged,12} &= (m_{i,12} \times size_j + m_{j,12} \times size_i) / size_{merged} \\ m_{merged,03} &= (m_{i,03} \times size_j + m_{j,03} \times size_i) / size_{merged} \end{aligned} \tag{6}$$

위의 식(6)에 의해서 병합 영역의 모멘트를 초기 분할된 영상의 기저 모멘트를 이용하여 계산할 수 있다. 이러한 방법으로 병합후에 모멘트를 추출하기 위해 다시 영상을 스캔하지 않고도 분할 영상 내에 존재하는 모든 영역조합에 대해 고려할 수 있다. 만약 분할 영상에서 존재하는 모든 영역의 개수를 N 개라고 하면 이때 발생하는 전체 영역 조합의 개수 T 는 다음과 같다.

$$T = 2^N - 1 \tag{7}$$

이들 모든 영역의 조합에 대해 그림 4 와 같은 초기분할 영역의 모멘트를 이용하여 식(6)에 의해서 병합하게 된다. 이렇게 추출된 모든 조합 영역에 대한 1,2,3 차의 원점에 관한 모멘트를 이용하여 각 영역별 웨입 특징 벡터 즉 불변의 모멘트들을 식(4) 와 식(5)에 대입하여 계산 할 수 있다.

V. 영역 매칭

매칭 과정에서는 이전 과정에서 추출된 데이터 영상내의 모든 조합 영역에 대해서 웨입 특징 벡터를 이용하여 질의 오브젝트와의 매칭을 수행하게 된다. 앞에서도 설명했던 것처럼 본 논문에서는 영역의 특징을 표현하는데 있어서 불변의 모멘트를 웨입 특징 벡터로 사용한다. 따라서 불변의 모멘트를 이용하여 질의 오브젝트 영역과 매치가 잘되는 영역을 순위별로 인덱싱하였다. 두 영역간의 매칭을 수행하는데 있어서는 7 개의 불변의 모멘트 별로 값의 변화가 다르기 때문에 이를 고려하여 다음과 같은 식을 이용하였다.

$$dist_k = \sum_{i=1}^7 \left(\frac{\Phi_{i,k} - \Phi_{i,q}}{\Phi_{i,k} + \Phi_{i,q}} \right)^2 \quad k=1,2,3,\dots,T \tag{8}$$

$\Phi_{i,k}$: 영상내의 k 번째 영역의 i 번째 불변의 모멘트
 $\Phi_{i,q}$: 질의 오브젝트 영역의 i 번째 모멘트

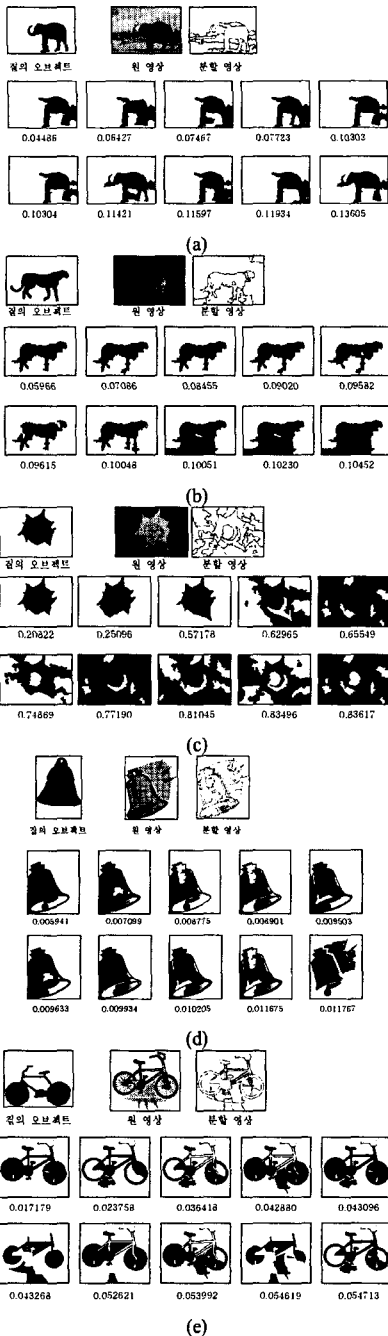


그림 5. 분할 영상 내 모든 영역조합에 대한 웨이치 매칭 결과 (a, b, c, 자연영상, d, e, 클립아트영상)

그림 5의 실험 결과에서 제안된 유사도 매칭 기준 즉, 식(8)에 의해 판별된 영상 내의 조합 영역들이 질의 영상의 객체와 유사한 모양을 갖는 순서대로 검색됨을 확인할 수 있다. 실험결과 (a)에서와 같이 자연영상으로 부터 자동 분할된 영상의 각 영역의 경계가 객체의 경

계를 정확히 표현 하지 못하는 경우에는 오브젝트 영역의 모양과 다른 모양의 조합 영역이 높은 순위에 랭크된 것을 볼 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 분할된 영상에서 각 영역의 모멘트 정보를 이용하여 이들을 병합하고 불변의 모멘트를 계산함으로 조합 영역의 웨이치를 정의하는 방법에 대해 논의하였다. 이를 통해 현재까지 나와있는 영상 분할 기법을 가지고 객체기반의 매칭을 가능하게 하였다. 영역을 병합하는데 있어서 초기에 추출된 기저 영역의 모멘트 정보만을 이용함으로써 병합된 영역의 웨이치 특징 벡터를 계산하는데 있어서 직접 영상을 가지고 병합하는 방법에 비해 간단하게 수행될 수 있었다. 또한 불변의 모멘트의 중요한 특성 중에 하나가 회전, 크기, 크기의 변화에 강인한 특성을 가지므로 이와 같은 변화가 있는 객체에 대해서도 매칭 성능을 거의 일정하게 유지할 수 있을 것이다.

향후 연구 과제로는 위의 매칭 기준을 이용하여 검색 시스템에 적용하는 연구를 진행 할 예정이다.

참고문헌

- [1] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, J. Malik, "Blobworld: image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Volume 24, Issue 8, p.p 1026 -1038, Aug 2002.
- [2] 임재혁, 박동권, 원치선, "블록분류와 워터셰드를 이용한 영상분할 알고리즘," *전자공학학회논문집*, pp.80-92, 1999.
- [3] Hu M.K. "visual pattern recognition by moment invariants", *IRE Transactions on Information Theory*, Vol 8(2), pp. 179-187, 1962.
- [4] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing, second edition", Prentice Hall, pp.672-674
- [5] A. K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing, International edition", Prentice Hall, pp.379-381.