

ART의 위상정보를 이용한 회전각도 추정 방법

이종민^{a)}, 김회율^{a)‡}

A Rotation Angle Estimation Method Based on Phase of ART

Jong-Min Lee^{a)} and Whoi-Yul Kim^{a)‡}

요약

본 논문에서는 두 영상간의 회전각도를 추정하는 방법들 중에서, 정확도에서 높은 성능을 제공하는 저니키 모멘트의 위상을 이용한 방법들의 회전각도 추정 결과의 정확도를 비교하여 제시하고, 기존의 방법들보다 정확하게 각도를 추정하는 angular radial transform(ART) 계수들의 위상성분을 이용한 회전각도 추정방법을 제안한다. 제안하는 방법은 Revaud가 제안한 저니키 모멘트를 이용한 회전각도 추정 방법[1]을 ART로 확장한 방법이다. ART는 저니키 모멘트에 비해서 회전에 의한 영상의 변화를 보다 효과적으로 서술할 수 있는 기저함수의 생성이 가능하기 때문에 저니키 모멘트보다 두 영상간의 회전각도를 정확히 추정하는 것을 가능하게 한다. MPEG-7 데이터셋을 이용한 실험 결과, 제안하는 방법이 제곱평균제곱근오차(root mean square error) 대 커버리지(coverage)를 기준으로 한 성능비교에서 가장 우수한 성능을 보였다.

Abstract

Several methods which utilize the phase of Zernike moments (ZMs) to estimate the rotation angle have shown good performance in terms of accuracy. In this paper, we provides the performance comparison results of the existing rotation angle estimation methods based on ZMs and propose an extension of Revaud et al.'s method [1] which utilizes the phase of ZMs; the proposed method uses angular radial transform coefficients instead of ZMs and yields better performance than the ZMs based methods in terms of accuracy. A set of ART can describe angular variation of image more intensively than ZMs, it enables more accurate estimation of the rotation angle than ZMs. In the experiments, the proposed method outperforms ZMs based method. Comparisons were made in terms of the root mean square error vs. the coverage on MPEG-7 shape dataset.

Keyword : ART, Zernike moment, phase, rotation angle estimation

1. 서론

저니키 모멘트(Zernike moments)와 angular radial transform (ART)는 기하(geometrical) 모멘트나 리젠드리

(Legendre) 모멘트 같은 다른 모멘트들에 비해 잡음에 강인하고, 패턴 표현 능력이 뛰어나기 때문에, 영상을 검색하거나 정합하는 많은 연구들에 사용되었다^[2-4]. 특히, ART는 MPEG-7 표준의 시각 서술자중 하나로 채택되었으며, 저니키 모멘트보다 영상내의 객체의 형태정보를 이용해서 영상을 정합하는데 더 높은 성능을 보인다^[5].

기존의 저니키 모멘트나 ART를 이용해서 영상을 서술하는 방법들은, 회전에 불변한 특성을 얻기 위해서 저니키 모멘트나 ART 계수의 크기(magnitude)만을 이용해서 영상을

a) 한양대학교 전자컴퓨터통신공학부

Department of Electronics and Computer Engineering

‡ 교신저자 : 김회율 (wykim@hanyang.ac.kr)

※ 본 연구는 방송통신위원회의 "Beyond 스마트TV 기술 개발" 사업의 일환으로 수행된 연구 결과임 [과제번호 11921-03001]

· 접수일(2011년9월8일), 수정일(2011년12월2일), 게재확정일(2011년12월2일)

서술했다. 저니키 모멘트의 경우, 최근에는 더 높은 영상 정합 성능을 얻기 위해서 저니키 모멘트의 위상(phase)과 크기를 함께 이용해서 영상을 서술하고 정합하는 방법들이 제안되고 있다^{[1][6][7]}. 하지만, 저니키 모멘트의 위상은 영상이 회전하면 값이 변하기 때문에, [1]과 [7]에서 제안된 방법들은 두 영상에서 추출된 저니키 모멘트의 위상 정보를 회전에 불변하게 정합하기 위해서 두 영상간의 회전각도를 추정해서 저니키 모멘트의 위상을 보정한다. 두 영상간의 회전각도를 알아내는 것은 저니키 모멘트같은 복소(complex) 모멘트들의 위상을 이용해서 영상의 정합을 수행하는 것뿐만 아니라, 컴퓨터 비전 기술을 이용해서 물체를 잡는 로봇팔과 물체 사이의 회전각도를 제어하거나, 컨베이어 벨트 위의 제품들의 외형을 검사하기 위해서 입력 영상들의 정렬을 수행하는데에도 필수적이다.

두 영상간의 회전각도를 알아내는 기존의 방법들 중에서 저니키 모멘트의 위상을 이용하는 방법들은 높은 정확도를 제공한다^{[1][7][8]}. [8]에서 두 저니키 모멘트의 위상 차이를 이용해서 발생 가능한 회전각도의 확률 분포를 생성하여 확률분포의 최대값을 이용해서 회전각도로 추정하는 방법이 제안되었다. [1]에서는 저니키 모멘트를 이용해서 복원된 두 영상 간의 유사도를 이용해서 회전각도를 추정하는 방법이 제안되었으며, [7]에서는 저니키 모멘트의 위상차이의 가중합을 이용하는 방법이 제안되었다. 하지만, 아직까지 동일한 데이터셋에서 이 세 가지 방법의 회전각도 추정 결과를 비교해서 제시한 연구 결과가 없기 때문에 어떤 방법이 더 정확하고, 잡음에 강인하게 각도 추정을 수행하는지 명확하지 않다. [1]에서 [8]에서 제안된 방법과의 성능비교 결과를 추정된 회전각도들의 제공평균제곱근(RMS: root mean square) 오차를 이용해서 제시하고 있지만, 오차의 분포에 대한 분석없이 평균만으로 비교하는 것은 성능의 우위에 대한 충분한 정보를 제공하지 못한다.

본 논문에서는 기존의 저니키 모멘트의 위상을 이용한 두 영상간의 회전각도 추정 방법들의 성능을 비교하기 위해서 다양한 잡음이 가해진 영상들을 포함하는 데이터셋에 대한 회전각도 추정결과들을 제시한다. 또한, [1]에서 제안된 방법을 ART로 확장하여, 기존의 세 가지 방법보다 잡음에 강인하면서도 정확하게 회전각도를 추정하는 방법을 제

안한다. 저니키 모멘트와 달리 ART는 기저함수의 회전 방향(angular direction)의 복잡도를 결정하는 반복수(repetition)가 차수(order)와 독립적으로 정의되기 때문에, 회전에 의한 두 영상간의 차이를 서술하는데 있어서 저니키 모멘트보다 효과적이다. 성능비교를 위한 데이터셋은 MPEG-7 CE 형상 데이터셋의 영상들을 이용하여 생성하였으며, 기하학적 잡음과 픽셀 잡음이 가해진 영상들을 포함하고 있다. 회전각도 추정 방법들의 성능 비교 기준으로는 RMS 오차와 커버리지(coverage)^[7]를 이용하며, 계산의 효율성을 비교하기 위해 각 방법들의 연산시간도 비교한다.

본 논문의 이 후의 구성은, II장에서 저니키 모멘트와 저니키 모멘트의 위상정보를 이용한 회전각도 추정방법들에 대해서 설명한다. III장에서는 ART와 ART의 위상정보를 이용한 회전각도 추정 방법에 대해서 서술한다. IV장에서는 성능 비교를 위한 데이터셋과 성능 비교 기준에 대해서 설명하고, 실험결과를 V장에 제시한 후, VI장에서 결론을 맺는다.

II. 저니키 모멘트와 회전각도 추정 방법들

1. 저니키 모멘트

저니키 기저함수 $V_{nm}(x,y)$ 는 실수 방사 다항식 $R_{nm}(\rho)$ 를 원형 주기함수와 결합하여 식 (1)과 같이 정의된다. 차수(order) n 은 0을 포함한 양의 정수이며, 반복수(repetition) m 은 $n-|m|$ (짝수)와 $|m| \leq n$ 을 만족하는 정수이다.

$$V_{nm}(x,y) = V_{nm}(\rho,\theta) = R_{nm}(\rho)\exp(jm\theta). \quad (1)$$

실수 방사 다항식 R_{nm} 은 아래와 같이 정의된다.

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s (n-s)! \rho^{n-2s}}{s! \left(\frac{n+|m|}{1} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{1} - s\right)!}. \quad (2)$$

그림 1은 저니키 모멘트의 기저함수의 일부이다. 저니키 기저함수의 값이 [-1, +1] 사이의 값을 가지므로, 이를 [0,

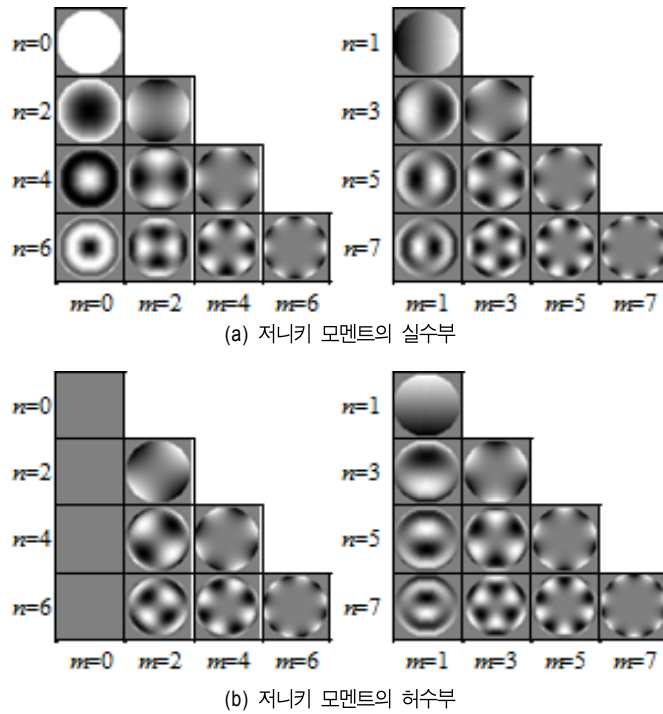


그림 1. 저니키 모멘트의 기저함수 ($n \leq 7$)
 Fig. 1. The basis functions of Zernike moments ($n \leq 7$)

255] 사이로 선형 변환하여 그레이 스케일 값의 범위를 갖도록 하였다. 반복수 m 이 0인 경우, 저니키 기저 함수의 허수부는 항상 0이기 때문에 그림 1에서 단순히 회색으로 표시되었다.

저니키 모멘트는 입력영상을 저니키 기저 함수에 투영하여 그 합을 계산함으로써 구해진다. 저니키 기저 함수는 반지름이 1인 원형 안에서 정의되기 때문에 입력 영상은 $x^2+y^2 \leq 1$ 인 기저함수에 투영되기 위해서 단위원 크기로 정규화된다. 차수가 n 이고 반복수가 m 인 저니키 모멘트 Z_{nm} 은 수식 (3)과 같이 정의 된다.

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{nm}^*(x,y) dx dy, \quad (3)$$

$f(x,y)$ 는 입력 영상을 의미하고, 기호 *는 복소 공액을 나타낸다. 저니키 모멘트를 이산 영상에 대해서 계산할 때는 아래와 같은 근사를 사용한다.

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) V_{nm}^*(x,y). \quad (4)$$

원 영상과 회전된 영상에서 계산된 두 저니키 모멘트 Z_{nm} 과 Z'_{nm} 의 위상의 차이 θ_{nm} 는 식(5)와 같이 계산할 수 있다.

$$\theta_{nm} \equiv \arg\left(\frac{Z'_{nm}}{Z_{nm}}\right) = m\alpha, 0 \leq \theta_{nm} \leq 2m\pi, \quad (5)$$

여기서 α 는 회전각도이다. 식 (5)는 저니키 모멘트의 위상과 회전각도 α 를 이용해서 식 (6)처럼 표현할 수도 있다. 이 때, Φ_{nm} 은 원본 영상과 회전된 영상의 저니키 모멘트의 위상의 차이이고, ϕ_{nm} 은 저니키 모멘트의 위상이다.

$$\begin{aligned} \Phi_{nm} &= (\phi_{nm}^r - \phi_{nm}) \bmod(2\pi) \\ &= (m\alpha) \bmod(2\pi), 0 \leq \Phi_{nm} \leq 2\pi, \end{aligned} \quad (6)$$

저니키 모멘트의 위상에 대한 보다 자세한 설명은 [7][8]에서 찾아 볼수 있다.

2. 최대확률을 이용한 회전각도 추정 방법

김용성은 [8]에서 실제 회전각도 a 와 두 저니키 모멘트의 위상간의 관계를 아래와 같이 정의했다.

$$\Theta_{nm} \equiv \arg \left(\frac{Z_{nm}^r}{Z_{nm}} \right) = m\alpha + \epsilon \tag{7}$$

이 때, ϵ 는 영상 센서의 양자화에 의한 오차이다. 이를 이용해서, 추정되는 회전각도 $\hat{\alpha}_{nm}$ 은 식 (8)과 같이 두 저니키 모멘트의 위상 차이 Θ_{nm} 을 반복수 m 으로 나눈 것으로 정의했다.

$$\hat{\alpha}_{nm} = \frac{\Theta_{nm}}{m}; m \neq 0 \tag{8}$$

식 (8)의 해는 저니키 모멘트의 반복수 m 에 의해서 m 개가 존재하기 때문에, 두 영상간의 회전각도 $\hat{\alpha}$ 는 식(9)의 확률모델을 이용해서 제곱오차 $E[(\alpha - \hat{\alpha}_{nm})^2]$ 를 최소화하는 값으로 결정된다.

$$P(\hat{\alpha}) = \sum_n \sum_m \xi_{nm} P(\hat{\alpha}|n, m), 0 \leq \alpha \leq 2\pi \tag{9}$$

이 때, $P(\hat{\alpha}|n, m)$ 차수 n , 반복수 m 에 해당하는 두 저니키 모멘트의 위상에 의해서 추정된 회전각도의 확률밀도 함수이며, ξ_{nm} 은 해당 저니키 모멘트의 크기를 이용해서 계산되는 가중치이다. m 개의 해중 유일해는 $P(\hat{\alpha})$ 를 최대가 되게 하는 $\hat{\alpha}$ 가 된다. 추정된 회전각도의 정밀도는 확률밀도 함수의 구간 $[0, 2\pi]$ 를 얼마나 세밀하게 양자화 하는가에 의해 결정된다. 만약, 확률밀도 함수의 구간을 0.01° 단위로 양자화하면 0.1° 단위로 양자화한 경우보다 10배의 계산이 더 필요하다.

3. 저니키 모멘트를 이용해 복원된 두 영상간의 최소 유사도를 이용한 회전각도 추정 방법

Revaud는 [1]에서 원영상과 회전된 영상의 유사도를 저니키 모멘트를 이용해서 복원된 영상을 이용해서 식(10)과 같이 정의했다.

$$d_{original, rotation}^2(\alpha) = \sum_{x^2+y^2 \leq 1} \sum_{(n,m) \in D} | \sum_{(n,m) \in D} Z_{nm} \cdot V_{nm}(x,y) - \sum_{(n,m) \in D} Z_{nm}^r \cdot e^{jm\alpha} \cdot V_{nm}(x,y) |^2 \tag{10}$$

여기서 $D = \{(n, m) | 0 \leq n \leq \infty, |m| \leq n, |n-m| = \text{짝수}\}$ 이다. 식 (10)을 회전각도 a 에 대해서 정리하면,

$$d_{original, rotation}^2(\alpha) = \sum_{x^2+y^2 \leq 1} \sum_{n+1}^{\pi} [|Z_{nm}|^2 + |Z_{nm}^r|^2 - 2|Z_{nm}Z_{nm}^r| \cdot \cos(m\alpha + \phi_{nm} - \phi_{nm}^r)] \tag{11}$$

이 된다. 여기서 회전각도 a 는 $-180 \leq a \leq 180$ 이다. 식 (11)은 회전된 영상간의 저니키 모멘트의 위상을 회전된 각도 만큼 보정한 후, 각각의 저니키 모멘트를 이용해서 복원된 원영상과 회전된 영상의 차이를 계산하는 것이다. 따라서, 두 영상간의 회전각도는 식 (11)의 유사도 $d_{original, rotation}^2(a)$ 을 최소로 만드는 a 가 된다. 식 (11)은 상수 성분들을 제거한 후, 코사인 함수의 선형조합은 식 (12)를 이용해서 단순화 할 수 있다.

$$A_1 \cos(m\alpha + B_1) + A_2 \cos(m\alpha + B_2) = |\lambda| \cos(m\alpha + |\lambda|), \tag{12}$$

이때 λ 는 $A_1 e^{iB_1} + A_2 e^{iB_2}$ 를 나타내는 복소수 이다. 식 (12)를 이용해서 식 (11)의 코사인의 선형조합을 N 개의 코사인의 합으로 나타내면,

$$f_N(\phi) = \sum_{m=1}^N A_m \cos(m\phi + B_m) \tag{13}$$

와 같이 나타낼수 있다. 이 때, $A_q \in \mathbb{R}^+$ 이고 $B_q \in [-\pi, \pi]$ 이다. Revaud는 식 (13)을 최소화 하는 회전각도 $\hat{\alpha}$ 를 빠르게 찾기 위해서, 한 번의 탐색으로 최소값을 찾는 기울기 하강법(gradient descent method)을 제안하였다^[1]. 이 방법은 각도 공간 $[0, 2\pi]$ 를 나이퀴스트와 쉐논의 (Nyquist-Shannon) 양자화 수 N_{NS} 의 4배에 해당하는 개수만큼 분할하는 $x_n = \{x_n = n\pi/2N_{NS} | 0 \leq n \leq 4N_{NS}\}$ 을 정의하고, 연속된 분할지점 x_n 과 x_{n+1} 지점에 대해서 기울기의 부호가 음에서 양으로 변하는 지점을 식 (14)를 이용해서 검출한다.

$$x_{minimum} = \frac{x_{n+1}f'_N(x_n) - x_n f'_N(x_{n+1})}{f'_N(x_n) - f'_N(x_{n+1})} \tag{14}$$

$$= x_n + \frac{\pi}{2} \frac{f'_N(x_n)}{f'_N(x_n) - f'_N(x_{n+1})}$$

최종적으로는, 검출된 $x_{minimum}$ 들 중의 최소값을 두 영상간의 회전각도 $\hat{\alpha}$ 로 결정한다.

4. 두 저니키 모멘트위상간 차이들의 가중합을 이용한 회전각도 추정 방법

Chen은 식 (5)에서 반복수 m 에 의한 모호성을 제거하기 위해서 연속적인 반복수에 의한 두 저니키 모멘트의 차이를 이용하여 회전각도를 정의하였다^[7].

$$\alpha = m\alpha - (m-1)\alpha \tag{15}$$

$$= (\Phi_{nm} - \Phi_{n,m-1}) \bmod 2\pi, m \neq 0, 0 \leq \alpha \leq 2\pi$$

이 경우, $\sum_{m=1}^M (\lfloor (N-m)/2 \rfloor + 1)$ 개의 회전각도 추정

이 가능하기 때문에 Chen은 보다 잡음에 강인하게 회전각도를 추정하기 위해서 아래와 같이 연속된 반복수의 두 저니키 모멘트의 위상의 차이의 가중합을 반복적으로 계산하여 두 영상간의 회전각도를 추정하는 방법을 제안하였다.

```

Initialization  $\hat{\alpha}_0 = 0, c_0 = 0$ 
For  $m = 1, 2, \dots, M$ 
  For  $n = m, m+2, \dots, m+2 \lfloor \frac{N-m}{2} \rfloor$ 
     $\delta_{nm} = [(\Phi_{nm} - (m-1)\hat{\alpha}_{m-1}) \bmod 2\pi]$ 
     $w_{nm} = \frac{|Z_{nm}| + |Z_{nm}^r|}{2}$ 
  End
   $s_m = \sum_{k=0}^{\lfloor \frac{N-m}{2} \rfloor} \frac{w_{m+2k,m}}{m} \delta_m$ 
   $= \frac{1}{s_m} \sum_{k=0}^{\lfloor \frac{N-m}{2} \rfloor} \frac{w_{m+2k,m}}{m} \delta_{m+2k,m}$ 
   $\hat{\alpha}_m = \frac{1}{c_{m-1} + s_m} (c_{m-1}\hat{\alpha}_{m-1} + s_m\delta_m); c_m$ 
   $= c_{m-1} + s_m$ 
End
 $\hat{\alpha} = \hat{\alpha}_M$ 
    
```

(16)

III. ART와 제안하는 회전각도 추정 방법

1. ART

ART는 저니키 모멘트나 유사 저니키 모멘트보다 향상된 영상 정합 성능을 얻기 위해서 [5]에서 제안된 모멘트 기반 형상 서술자이다. ART의 기저 함수는 실수 방사 다항식이 코사인이나 사인함수로 정의된다. 차수가 n 이고 반복수가 p 인 ART 계수 F_{np} 는 수식 (16)과 같이 정의 된다.

$$F_{np} = \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{np}^{ART*}(x,y) dx dy, \tag{16}$$

여기서 $V_{np}^{ART}(x,y)$ 는 ART 기저 함수를 나타내며, 식 (17)과 같이 정의된다.

$$V_{np}^{ART}(\rho, \theta) = A_p(\theta) R_n^{ART}(\rho). \tag{17}$$

$A_p(\theta)$ 는 ART의 원형 주기 함수로서 식 (18)과 같이 정의되고, 실수 방사 다항식 R_n^{ART} 은 식 (19)처럼 코사인이나 사인함수를 이용해서 두 가지 형태로 정의 될 수 있다.

$$A_p(\theta) = \frac{1}{2\pi} \exp(jp\theta), \tag{18}$$

$$ART-C: R_n^C(\rho) = \begin{cases} 1 & n=0 \\ 2\cos(\pi n\rho) & n \neq 0 \end{cases} \tag{19}$$

$$ART-S: R_n^S(\rho) = \begin{cases} 1 & n=0 \\ 2\sin(\pi n\rho) & n \neq 0 \end{cases}$$

이 때, n 과 p 는 0을 포함한 양의 정수이다. 본 논문에서는 코사인 함수를 이용해서 생성된 ART 기저 함수를 이용하였다. 그림 2는 차수 3, 반복수 8까지의 ART의 기저함수들이다. 저니키 모멘트의 경우 기저함수의 회전 방향 복잡도를 결정하는 반복수가 차수에 의해서 제한되며, 홀수의 차수에서는 홀수의 반복수들만, 짝수의 차수에서는 짝수의 반복수들만 정의된다. 반면, ART의 차수와 반복수는 서로 독립적이고 각 차수마다 모든 정수에서 반복수가 정의 된다.

ART의 기저함수는 저니키 모멘트와 유사하게 단위원에서 정의되는 실수 방사 다항식과 원형주기 함수를 이용하

여 계산되며, 회전각도 α 와 ART 계수들의 위상의 관계는 저니키 모멘트의 경우와 유사하다. 따라서, 저니키 모멘트의 위상과 회전각도의 관계를 나타내는 식 (6)을 ART 계수의 위상에 관해서는 식 (20)과 같이 나타 낼수 있다.

$$\begin{aligned} \Phi_{np} &= (\phi_{np}^r - \phi_{np}) \bmod(2\pi) \\ &= (p\alpha) \bmod(2\pi), 0 \leq \Phi_{np} \leq 2\pi, \end{aligned} \tag{20}$$

이 때, Φ_{np} 은 원본 영상과 회전된 영상의 ART 계수간의 위상 차이이고, ϕ_{np} 은 ART 계수의 위상이다.

2. 제안하는 회전각도 추정 방법

본 논문에서는 저니키 모멘트를 이용하는 Revaud의 방법을 ART로 확장하여 저니키 모멘트에 기반한 회전각도 추정방법보다 정확하고 잡음에 강인한 회전각도 추정 방법을 제안한다. 저니키 모멘트를 이용해서 복원한 두 영상간

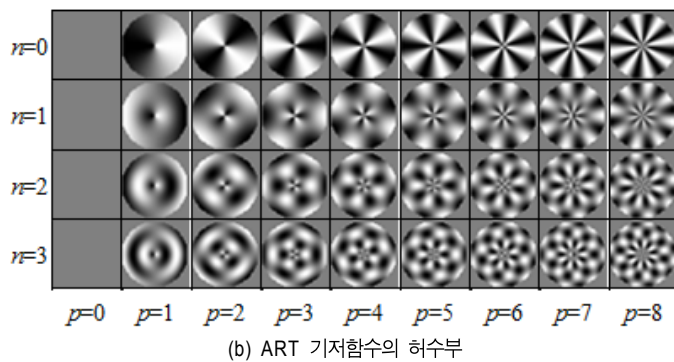
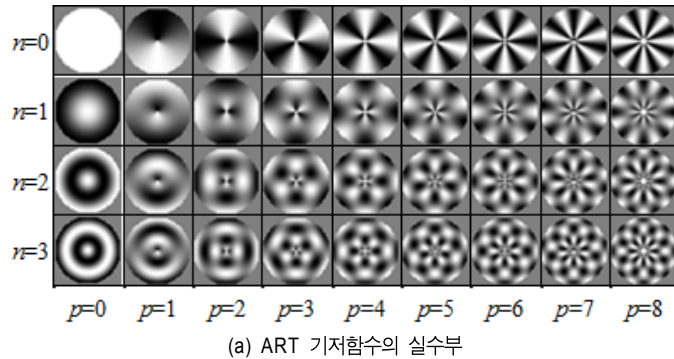


그림 2 ART의 기저함수 ($n \leq 3, p \leq 8$)
 Fig. 2. The basis functions of ART ($n \leq 3, p \leq 8$)

의 유사도를 정의한 식 (11)을 ART 계수를 이용해서 복원한 두 영상간의 유사도로 변형하면 식 (21)이 된다.

$$d_{original,rotation}^2(\alpha) = \sum_{x^2+y^2 \leq 1} \sum_{x^2+y^2 \leq 1} \pi [|F_{np}|^2 + |F_{np}^r|^2 - 2|F_{np}F_{np}^r| \cdot \cos(p\alpha + \phi_{np} - \phi_{np}^r)] \quad (21)$$

이 때, 반복수가 0인 기저함수에 의한 ART 계수는 회전각도 추정에 유효한 위상 정보를 갖지 않기 때문에 회전각도 추정에 사용하지 않는다. 식 (11)에서 저니키 모멘트의 기저함수의 내적을 나타내는 $\pi(n+1)$ 은 ART 기저함수의 내적이 $\langle V_{np}^{ART} \cdot V_{np}^{ART*} \rangle = \pi$ 이므로 π 로 변경되었다. 회전각도를 추정하기 위해서 식 (21)이 최소값을 갖을 때의 α 를 찾는 과정은 Revaud의 방법과 동일하다.

제안하는 방법에서 영상의 특징을 서술하기 위해 사용된 ART는, 저니키 모멘트에 비해서 낮은 차수의 실수방사 다

항식에서 높은 복잡도를 갖는 원형 주기함수에 의한 기저함수들을 생성할 수 있기 때문에, 영상의 회전방향의 변화를 세밀하게 서술하기에 적합한 기저함수의 집합을 구성할 수 있다. 이러한 ART의 특성 때문에, ART를 이용하면 저니키 모멘트를 이용했을 때 보다 정확한 두 영상간의 회전각도 추정이 가능하다.

IV. 실험 영상과 성능 비교 기준

1. 실험 데이터 셋

회전각도 추정 방법들의 성능을 비교하기 위해서 MPEG-7 CE2 형태 데이터셋에서 추출한 이진영상 100장과 웹에서 추출한 흑백영상 100장에 기하학적 잡음과 픽셀 잡음을 가하여 실험 데이터셋을 구축하였다. 실험영상들은

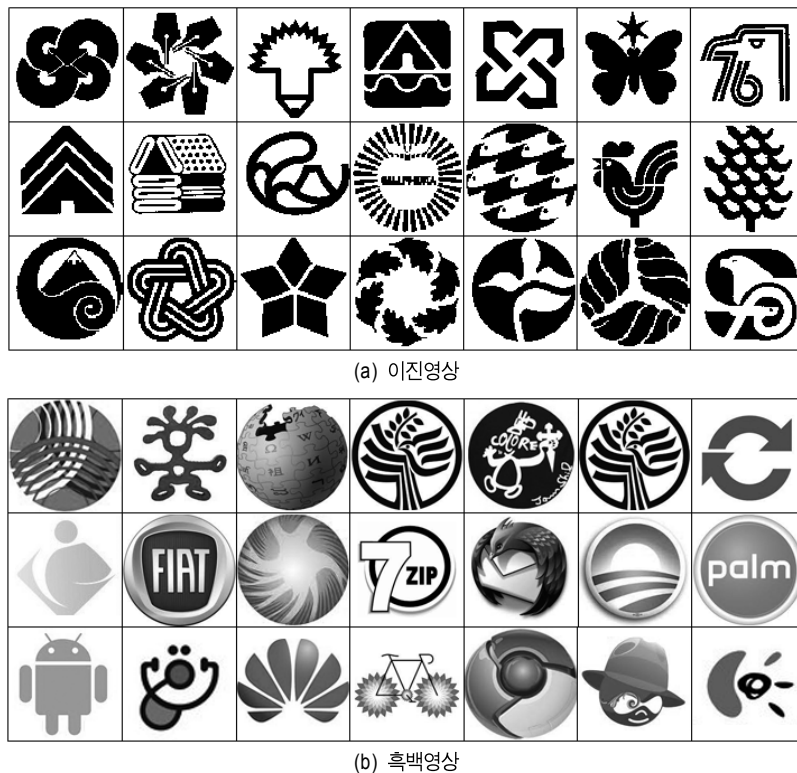


그림 3. 실험 데이터 셋의 원영상들의 예
Fig. 3. Examples of original images of experimental dataset

모두 101×101의 크기를 갖도록 변환되었다. 그림 3은 실험 데이터셋의 원영상들의 일부이다.

그림 3과 같은 원영상들에 대해서, 회전각도 추정방법들의 잡음에 대한 강인성을 비교하기 위해서 각 각 3 단계의 강도를 갖는 기하학적 잡음과 픽셀잡음이 가해진 영상들로 이루어진 데이터셋을 생성했다.

1.1 기하학적 잡음

기하학적 잡음은 입력영상의 중심을 지나기 모멘트와 ART의 기저함수의 단위원의 중심에 대해서 3단계(1, $\sqrt{5}$, $2\sqrt{2}$)의 픽셀단위 거리 만큼 이동시킴으로써 발생 되는 잡음을 정의하였다. 그림 4는 3단계 기하학적 잡음이 가해진 영상의 예를 보여준다.

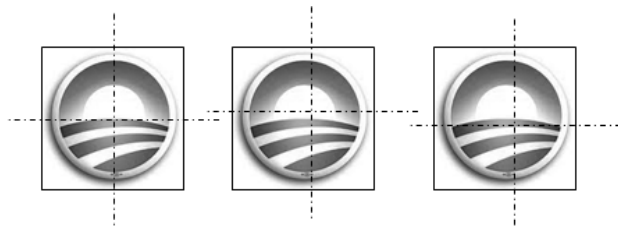
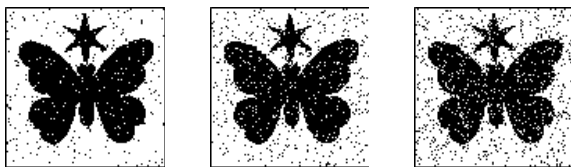


그림 4. 3단계의 기하학적 잡음이 가해진 영상의 예 (왼쪽: 원영상)
Fig. 4. Examples of images with geometric noise (left: original images)

1.2 픽셀잡음

픽셀잡음은 이진영상과 흑백영상에 대해서 각 각 임펄스



(a) 임펄스 잡음이 추가된 이진영상



(b) 가우시안 잡음이 추가된 흑백영상

그림 5. 픽셀 잡음이 포함된 영상의 예
Fig. 5. Examples of images with pixel noise

잡음과 가우시안 잡음을 3단계의 강도로 정의하였다. 이진 영상에 대해서는 전체 픽셀 대비 3%, 6%, 9%의 강도로 임펄스 잡음을 추가하였으며, 흑백영상에 대해서는 신호대잡음비(SNR) 기준 5dB, 10dB, 15dB의 강도로 가우시안 잡음을 추가하였다. 그림 5는 각 단계별 픽셀잡음이 가해진 영상의 예이다.

2. 성능 비교 기준

회전각도 추정 방법들의 성능은, 오차 구간 별 커버리지와 RMS 오차를 기준으로 비교하였다. 커버리지는 임의의 오차 ϵ 와 실제 오차 $\epsilon_i = |\theta - \theta'_i|$ 에 대해서 조건 $\epsilon > \epsilon_i$ 를 만족하는 각도추정 결과의 개수 $N_{satisfied}$ 와 총 각도추정 횟수의 비율인 식(22)로 정의된다^[7].

$$C = \frac{N_{satisfied}}{\text{각도추정 실행 횟수}} \times 100 \tag{22}$$

동일한 조건을 만족하는 회전각도 추정 결과들의 RMS 오차는 식 (23)과 같이 정의된다.

$$E_S = \sqrt{\frac{\sum_i (\theta_i - \theta'_i)^2}{N_{satisfied}}} \tag{23}$$

여기서 θ 와 θ' 는 각각 실제 회전각도와 추정된 회전각도를 나타낸다.

본 논문의 실험에서는 E_{RMS} 대 C 그래프를 이용해서 회전각도 추정방법들의 성능을 비교하며, 낮은 값의 E_{RMS} 에서 높은 값의 C 를 가질수록 성능이 좋다는 것을 의미한다.

V. 실험 결과

저니키 모멘트 기반의 방법들은 [8]에서 제시된 실험결과를 참고해서 차수 12까지의 저니키 모멘트들을 사용했다. 따라서, 김용성과 Chen이 제안한 방법은 42개의 모멘트를, Revuad의 방법은 49개의 모멘트를 이용해서 각도추정

을 수행하였다. 김용성이 제안한 방법의 각도 추정의 정밀도는 0.1°로 하였다. ART의 경우 MPEG-7에서는 차수 4, 반복수 10까지의 계수를 사용할 것을 권고하고 있지만¹⁹⁾, 본 논문에서는 저니키 모멘트를 이용한 방법들과의 유사한 숫자의 계수를 사용하기 위해서 차수 3, 반복수 10까지의 총 40개의 ART 계수들을 이용하여 회전각도 추정을 수행하였다.

회전각도의 추정은 한 개의 원본 영상에 대해서 각 각 3단계의 기하학적 잡음이거나 픽셀 잡음을 추가한 여섯 개 데이터 셋과 가장 낮은 단계의 픽셀잡음과 3단계의 기하학적 잡음을 조합하여 생성한 세 개의 데이터셋의 영상들을 5°단위로 회전시키면서 수행하였다. 오차의 크기에 따른 추정오차와 커버리지를 비교하기 위해서 E_{RMS} 와 C 는 $\epsilon < 3^\circ$ 와 $\epsilon < 6^\circ, \epsilon < 9^\circ$ 를 만족하는 세 구간에 대해서 계산하였다.

1. 기하학적 잡음이 가해진 데이터셋에 대한 성능

각 방법마다 기하학적 잡음이 가해진 영상들에 대한 각도추정의 총 수행 횟수는 (1(잡음이 없는 영상)+ 12(중심이 옮겨진 영상의 개수))×72(회전된 각도의 개수)×(100(영상의 개수)×2(이진·흑백))= 187,200 번이다. 표 1은 잡음이 가해지지 않은 경우와 기하학적 잡음이 가해진 경우의 이진 영상과 흑백 영상들에 대해서 회전각도를 추정한 결과를 보여주고 있다. 그림 6은 표 1의 결과 중에서, 잡음이 가해지지 않은 영상에 대한 네 개의 회전각도 추정방법들의 E_{RMS} 와 C 와 세 단계의 잡음이 가해진 영상들에 대한 평균 E_{RMS} 와 평균 C 를 계산하여 그래프로 나타낸 것이다.

잡음이 가해지지 않고 회전만 발생한 경우(그림 6. (a), (b)), 네 가지 방법 모두 E_{RMS} 가 1° 이하이면서도 커버리

표 1. 원영상과 기하학적 잡음이 가해진 데이터셋에 대한 회전각도 추정 결과(1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법 ($E_{RMS}(\%)$, $C(\%)$))

Table 1. Rotation angle estimates for the images under geometric noise (1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method 4. proposed method)

	이진 영상								흑백 영상							
	원영상		level 1		level 2		level 3		원영상		level 1		level 2		level 3	
	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C
$\epsilon < 3^\circ$																
1	0.619	99.83	0.989	91.73	1.245	74.97	1.401	61.36	0.676	99.00	1.093	93.02	1.341	75.28	1.587	62.10
2	0.542	98.43	0.921	93.63	1.134	79.72	1.412	67.25	0.666	97.85	1.067	93.62	1.277	81.70	1.502	70.39
3	0.681	99.75	0.964	94.90	1.118	84.36	1.330	74.32	0.606	100.0	0.990	97.61	1.219	89.98	1.440	80.32
4	0.344	98.17	0.628	96.49	0.993	89.67	1.248	82.37	0.493	97.68	0.728	96.53	1.153	92.98	1.395	86.16
$\epsilon < 6^\circ$																
1	0.628	99.94	1.328	96.51	1.835	84.49	2.259	75.81	0.693	99.22	1.409	98.43	2.112	89.59	2.407	78.15
2	0.563	98.60	1.126	96.19	1.730	89.77	2.239	82.88	0.734	98.56	1.301	97.34	1.968	94.76	2.308	89.03
3	0.706	100.0	1.177	97.70	1.491	90.77	1.933	86.51	0.606	100.0	1.121	99.92	1.602	97.88	2.087	95.45
4	0.344	98.17	0.633	96.55	1.147	91.74	1.510	87.26	0.537	98.07	0.843	97.59	1.336	96.56	1.815	95.53
$\epsilon < 9^\circ$																
1	0.628	99.94	1.426	97.07	2.377	88.43	2.699	79.52	0.712	99.28	1.458	98.72	2.618	94.28	3.125	84.80
2	0.563	98.60	1.170	96.43	1.920	91.11	2.612	86.28	0.734	98.56	1.335	97.51	2.143	96.36	2.805	94.22
3	0.706	100.0	1.230	97.96	1.725	92.06	2.111	87.84	0.606	100.0	1.134	99.98	1.710	98.57	2.316	97.45
4	0.344	98.17	0.633	96.55	1.148	91.74	1.601	87.63	0.537	98.07	0.879	97.72	1.425	97.01	1.876	95.99

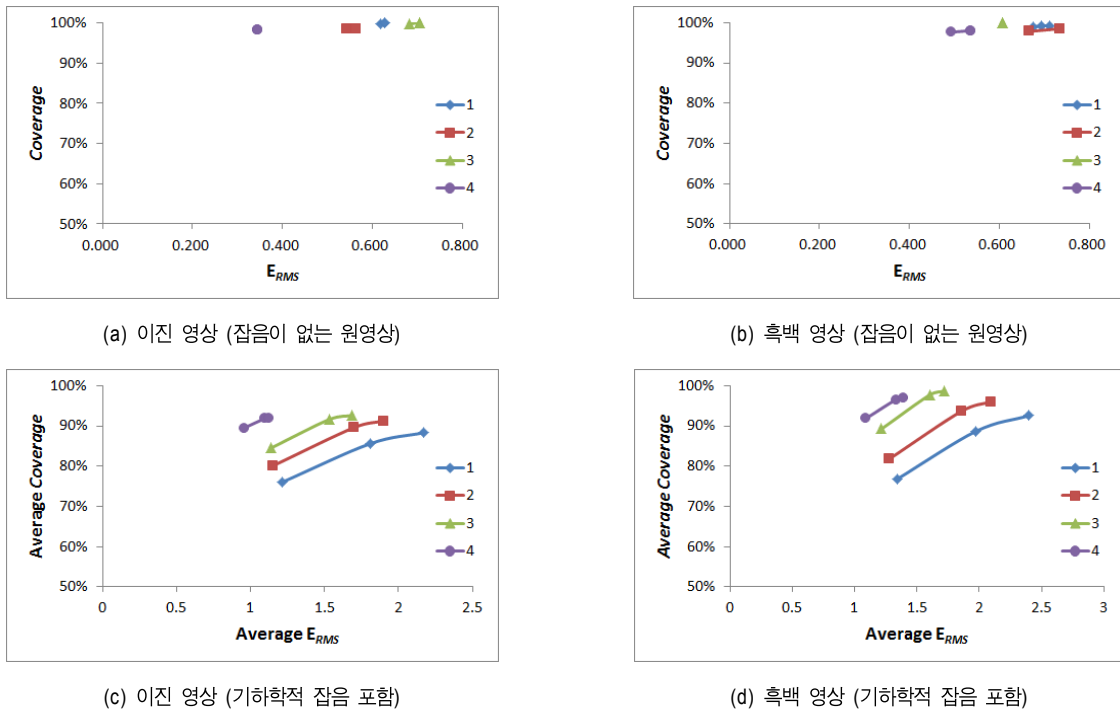


그림 6. 원영상과 기하학적 잡음이 가해진 영상들에 대한 E_{RMS} vs. C 그래프 (1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법)
 Fig. 6. E_{RMS} vs. C graphs for the images under geometric noise (1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method, 4. proposed method)

지가 100%에 가까운 높은 성능을 보였다. 그 중에서도 ART 계수들의 위상을 이용해서 회전각도를 추정하는 제안하는 방법은 저니키 모멘트를 이용하는 방법들에 비해 각 오차 구간 별로 E_{RMS} 는 다른 방법들보다 약 1/2배 가량 작 으면서도 C는 거의 비슷한 값을 보이는 가장 높은 회전각도 추정 성능을 보였다. 기하학적 잡음이 가해져서 영상의 중심이 저니키 모멘트나 ART의 단위원의 중심과 일치하지 않는 경우(그림 6. (c), (d)), 네 가지 방법 모두 오차가 커지고, 이에 따라 각 오차 구간별 커버리지가 감소했지만, 이 경우에도 제안하는 방법이 가장 좋은 성능을 보였다. 특히, 비슷한 수식을 사용하는 Revaud의 방법에 비해서도 ART를 이용하는 제안하는 방법이 더 좋은 결과를 보이고 있으며, 이는 ART의 기저함수의 특성이 저니키 모멘트에 비해 잡음에 강인하고, 회전된 영상을 비교하기에 더 효율적이기 때문이다.

Chen의 방법의 경우, 영상에 기하학적 잡음이 가해지면,

잡음이 가해지지 않은 원영상에 대한 회전각도 추정 성능에 비해서 현저히 성능이 감소하였다. 이는 Chen의 방법이 단순히 두 영상의 저니키 모멘트들의 위상 차이의 가중합을 이용해서 회전각도를 추정하기 때문에 영상의 잡음에 의해서 저니키 모멘트들의 위상이 혼란된 경우 회전각도 추정 결과가 부정확해지는 것을 피할 수 없기 때문이다. 하지만, 다른 세 방법은 최대 확률을 찾거나, 두 영상간의 거리를 최소화 하는 방법을 사용하기 때문에 영상의 잡음에 의해 저니키 모멘트나 ART의 위상이 혼란되더라도 상대적으로 정확하게 회전각도 추정을 수행했다.

2. 픽셀 잡음이 가해진 데이터셋에 대한 성능

각 방법마다 픽셀 잡음이 가해진 영상들에 대한 각도추정의 총 수행 횟수는 $3(\text{픽셀단위 잡음의 단계}) \times 72(\text{회전된 각도의 개수}) \times (100(\text{영상의 개수}) \times 2(\text{이진} \cdot \text{흑백})) = 43,200$

표 2. 픽셀 잡음이 가해진 데이터셋에 대한 회전각도 추정 결과(1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법 ($E_{RMS}(\%)$, $C(\%)$))

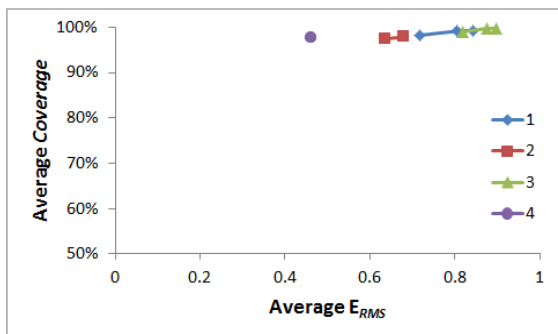
Table 2. Rotation angle estimates for the images under pixel noise (1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method 4. proposed method)

	이진 영상						흑백 영상					
	level 1		level 2		level 3		level 1		level 2		level 3	
	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C
$\epsilon < 3^\circ$												
1	0.677	98.71	0.713	98.32	0.764	97.75	0.681	99.01	0.695	98.99	0.708	98.83
2	0.600	97.64	0.636	97.42	0.669	97.25	0.670	97.15	0.685	97.08	0.704	97.15
3	0.769	99.40	0.825	99.00	0.864	98.75	0.616	100.0	0.643	99.93	0.685	99.92
4	0.415	97.90	0.467	97.72	0.500	97.65	0.492	97.39	0.496	97.38	0.518	97.13
$\epsilon < 6^\circ$												
1	0.733	99.33	0.800	99.18	0.878	98.92	0.702	99.25	0.722	99.29	0.754	99.33
2	0.632	97.93	0.681	97.90	0.723	97.85	0.741	97.88	0.755	97.83	0.775	97.88
3	0.812	99.86	0.886	99.78	0.930	99.63	0.616	100.0	0.653	100.0	0.691	100.0
4	0.415	97.90	0.467	97.72	0.503	97.68	0.545	97.88	0.558	97.93	0.577	97.65
$\epsilon < 9^\circ$												
1	0.736	99.35	0.850	99.33	0.942	99.15	0.706	99.26	0.727	99.31	0.766	99.36
2	0.632	97.93	0.681	97.90	0.723	97.85	0.741	97.88	0.755	97.83	0.775	97.88
3	0.828	99.90	0.898	99.82	0.962	99.74	0.616	100.0	0.653	100.0	0.691	100.0
4	0.415	97.90	0.467	97.72	0.503	97.68	0.545	97.88	0.558	97.93	0.577	97.65

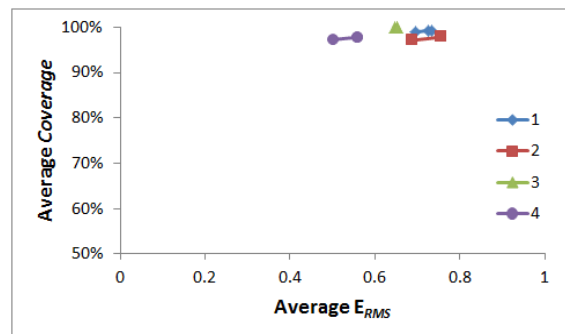
번이다. 표 2는 픽셀 잡음이 가해진 경우의 이진 영상과 흑백 영상들에 대해서 회전각도를 추정한 결과이며, 그림 7은 표 2의 결과들로부터 네 개의 회전각도 추정 방법들의 평균 E_{RMS} 와 평균 C 를 계산하여 그래프로 나타낸 것이다.

그림 7에 보이는 것처럼 픽셀 잡음이 가해진 영상의 경우

기하학적 잡음이 가해진 영상의 경우에 비해서 성능 저하의 정도는 작았으며, 이 경우에도 역시 본 논문에서 제안하는 방법이 가장 높은 성능을 보였다. 네 가지 방법들의 전체적인 성능의 순위는 기하학적 잡음이 가해진 영상에 대한 성능과 비슷하였으나, 김용성의 방법은 픽셀 잡음이 포함된 이진 영상에서 이례적으로 낮은 성능을 보였다.



(a) 이진 영상



(b) 흑백 영상

그림 7. 픽셀 잡음이 가해진 영상들에 대한 E_{RMS} vs. C 그래프 (1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법)

Fig. 7. E_{RMS} vs. C graphs for the images under pixel noise (1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method 4. proposed method)

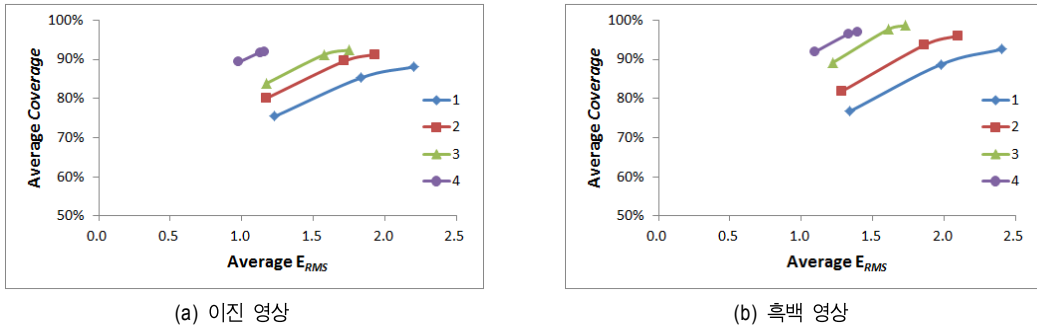


그림 8. 픽셀 잡음과 기하학적 잡음을 포함한 영상들에 대한 E_{RMS} vs. C 그래프 (1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법)
 Fig. 8. E_{RMS} vs. C graphs for the images under pixel noise and geometric noise (1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method 4. proposed method)

3. 기하학적 잡음과 픽셀 잡음이 동시에 가해진 데이터셋에 대한 성능

각 방법마다 1단계의 픽셀 잡음(이진영상: 3%의 임펄스

잡음, 흑백영상: 5dB의 가우시안 잡음)과 각 단계별 기하학적 잡음이 가해진 영상들에 대한 각도추정의 총 수행 횟수는 $12(\text{중심이 옮겨진 영상의 개수}) \times 72(\text{회전된 각도의 개수}) \times (100(\text{영상의 개수}) \times 2(\text{이진} \cdot \text{흑백})) = 172,800$ 번이다. 표

표 3. 픽셀 잡음과 기하학적 잡음을 포함한 데이터셋에 대한 회전각도 추정 결과 (1. Chen의 방법, 2. Revaud의 방법, 3. 김용성의 방법, 4. 제안하는 방법 (ERMS($^{\circ}$), C(%)))
 Table 3. Rotation angle estimates for the images under pixel noise and geometric noise(1. Chens method, 2. Revaud et al.'s method, 3. Kim's method 4. proposed method)

	이진 영상						흑백 영상					
	level 1		level 2		level 3		level 1		level 2		level 3	
	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C	E_{RMS}	C
$\epsilon < 3^{\circ}$												
1	1.014	91.00	1.262	74.45	1.413	60.88	1.093	92.99	1.334	75.07	1.587	62.06
2	0.941	93.39	1.158	79.76	1.420	67.16	1.068	93.57	1.278	81.66	1.504	70.32
3	1.007	94.22	1.157	83.85	1.356	73.68	0.993	97.47	1.224	89.83	1.438	80.18
4	0.667	96.31	1.012	89.54	1.254	82.00	0.731	96.50	1.156	92.99	1.395	86.20
$\epsilon < 6^{\circ}$												
1	1.369	96.17	1.862	84.30	2.267	75.44	1.412	98.42	2.114	89.61	2.409	78.15
2	1.155	96.10	1.746	89.73	2.243	82.76	1.306	97.35	1.974	94.80	2.309	88.96
3	1.228	97.36	1.540	90.50	1.968	85.95	1.133	99.89	1.609	97.81	2.090	95.40
4	0.679	96.46	1.175	91.76	1.527	87.13	0.845	97.57	1.340	96.57	1.816	95.60
$\epsilon < 9^{\circ}$												
1	1.488	96.84	2.379	88.07	2.743	79.44	1.459	98.71	2.614	94.23	3.130	84.84
2	1.213	96.40	1.949	91.16	2.626	86.25	1.340	97.52	2.147	96.35	2.806	94.19
3	1.308	97.78	1.760	91.77	2.179	87.59	1.152	99.97	1.718	98.51	2.313	97.36
4	0.679	96.46	1.178	91.78	1.616	87.52	0.882	97.70	1.427	97.01	1.877	96.07

3은 두 개의 잡음이 동시에 가해진 경우의 이진 영상과 흑백 영상들에 대해서 회전각도를 추정한 결과이며, 그림 8은 표 3의 결과들로부터 네 개의 회전각도 추정방법들의 평균 E_{RMS} 와 평균 C 를 계산하여 그래프로 나타낸 것이다.

네 가지 방법 모두, 앞서 수행한 한 종류의 잡음만 가해진 영상들에 대한 회전각도 추정 성능에 비해서 낮은 성능을 보였으며, 이는 잡음의 강도가 더 강해졌으므로 당연한 결과이다. 이 경우에도, 본 논문에서 제안하는 방법은 역시 제일 높은 성능을 보였으며 김용성이 제안한 방법이 그 뒤를 이었다.

4. 계산 시간

추가적으로 각 방법들의 계산시간을 비교하기 위해서 각 방법의 수행시간을 비교하였다. 실험은 펜티엄 코어2 쿼드 2.4GHz를 사용한 컴퓨터에서 이루어졌으며, 그 결과를 표 4에 나타내었다.

표 4. 회전각도 추정 방법들의 연산 시간 비교 (단위: *microsec*)
Table 4. Computational times of the four angle estimation methods

Chen의 방법	Revaud의 방법	김용성의 방법	제안하는 방법
246.637	1028.517	181219.132	1023.805

각 방법별로 각도 추정에 사용되는 모멘트나 계수의 개수가 조금씩 차이가 나는 것을 감안하더라도, Chen의 방법이 월등히 빠른 연산시간을 보였으며, 그 뒤를 이은 Revaud의 방법과 제안하는 방법은 비슷한 연산시간을 보였다. 김용성이 제안한 방법이 연산시간이 가장 느렸는데, 제일 빠른 Chen의 방법과 비교했을때는 약 736배 느렸으며, 본 논문에서 제안한 방법에 비해서는 약 177배가 느렸다.

VI. 결 론

본 논문에서는 저니키 모멘트의 위상정보를 이용하여 두 영상간의 회전각도를 추정하는 대표적인 세 가지 방법들의

성능을 구간 별 범위와 RMS 오차를 기준으로 비교하여 제시하였으며, 더불어 기존의 방법들 보다 더 좋은 성능을 보이는 ART 계수들의 위상을 이용한 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 영상의 회전에 의한 변화를 표현하는데 있어서 저니키 모멘트보다 효율적인 ART를 이용함으로써, 저니키 모멘트를 이용하는 기존의 방법들보다 정확한 회전각도 추정 결과를 제공한다. 객관적인 실험을 위해서 MPEG-7 CE2의 형상 데이터셋이 이진 영상과 인터넷에서 추출한 흑백 영상들을 이용하여 실험 데이터셋을 생성하였다. 잡음에 대한 강인성을 분석하기 위해서는, 각 각 3단계의 강도를 갖는 기하학적 잡음과 픽셀 잡음을 사용하여 잡음이 가해진 영상들을 생성하였다. 실험결과 제안하는 방법이 저니키 모멘트를 기반으로 하는 기존의 방법들에 비해서 평균 커버리지와 평균 RMS 오차를 기준으로 한 성능 비교에서 가장 좋은 성능을 보임을 확인하였다. 저니키 모멘트를 기반으로 하는 방법들 중에서는 김용성이 제안한 방법이 가장 좋은 성능을 보였으며, Revaud가 제안한 방법과 Chen이 제안한 방법 순서로 그 뒤를 이었다. 연산속도를 비교한 실험에서는 Chen이 제안한 방법이 가장 빠른 연산속도를 보였으며, 김용성이 제안한 방법이 가장 느린 연산속도를 보였다. 본 논문에서 제안하는 방법은 Chen이 제안한 방법보다 약 4배가량 느린 연산속도를 보였다.

참 고 문 헌

- [1] J. Revaud et al., "Improving Zernike moments comparison for optimal similarity and rotation angle retrieval," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 4, pp. 627-637, Apr. 2009.
- [2] A. Khotnazard and Y. H. Hong, "Invariant image recognition by Zernike moments," IEEE Trans, on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 5, pp. 489-497, May. 1990.
- [3] M. Teague, "Image analysis via the general theory of moments," Journal of the Optical Society of America, Vo. 70. pp. 920-930, Aug. 1980.
- [4] Y. S. Kim and W. Y. Kim, "Content-based trademark retrieval system using visually salient feature," Journal of Image and Vision Computing, vol. 16, pp. 931-939, Aug. 1998
- [5] W. Y. Kim and Y. S. Kim, "A new region-based shape descriptor: The ART (Angular Radial Transform) Descriptor," ISO/IEC MPEG99/

- M5472, Maui, Dec. 1999.
- [6] Shan Li, Moon-Chuen Lee, and Chi-Man Pun, "Complex Zernike Moments Features for Shape-Based Image Retrieval," IEEE Trans. on Systems, Man, And Cybernetics-Part A: Sstems and Humans, vol. 3, no. 1, Jan. 2009
- [7] Z. Chen and S.K. Sun, "A Zernike moment phase-based descriptor for local image representation and matching," IEEE Trans. Image process-
ing, vol. 19, no. 1, Jan 2010.
- [8] W. -Y. Kim and Y. -S. Kim, "Robust rotation angle estimator," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 21, no. 8, pp. 768 - 773, Aug.1999.
- [9] M. Bober, "MPEG-7 visual shape descriptors." IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 11 (6), pp. 716-719, 2001

저 자 소 개



이 종 민

- 1998년 2월 : 강원대학교 토목공학과 공학사
- 2003년 8월 : 한양대학교 정보통신대학원 석사
- 2004년 3월 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정
- 주관심분야 : 형태서술자, 지역특지 정합, 객체 인식, 머신 비전



김 회 울

- 1980년 : 한양대학교 전자공학과 공학사
- 1983년 : Pennsylvania State University 전자공학과 공학석사
- 1989년 : Purdue University 전자공학과 공학박사
- 1989년 ~ 1994년 : University of Texas 조교수
- 1994년 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학부 정교수
- 주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 머신비전, MPEG-7