

# 일차 고유벡터와 히스토그램 분석에 의한 영상 정합

## (Image Matching by First Eigenvector and Histogram Analysis)

임문철<sup>†</sup> 황선철<sup>\*\*</sup> 김우생<sup>\*\*\*</sup>

(Moon-Chul Lim) (Sun-Chul Hwang) (Woo-Saeng Kim)

**요약** 영상 정합은 물리적으로 유사한 영상 내의 영역들을 기하학적으로 일치시키는 처리이며 지형 정보, 영상검색, 원격탐사, 의료영상 등의 많은 영상처리 응용에서 사용된다. 영상 정합에 관한 연구는 주로 회전, 크기, 위치 등의 인자 추출에 소요되는 시간과 정확성에 중점을 두어 왔다. 본 연구에서는 영상의 특징 점들에 대한 일차 고유벡터의 방향 분포를 히스토그램으로 표현하고 이를 비교 분석함으로써 정합하는 방법을 제안한다. 일차 고유벡터를 이용함으로써 특징 묘사의 단순성을 제공하고, 히스토그램을 이용하여 정합 인자를 미리 추정함으로써 정합 인자 추출 시 목적함수의 연산에 소요되는 비용을 현저하게 줄였다. 본 연구의 결과를 평가하기 위해 제안한 방식을 일반 영상과 ICG(IndoCyanine Green) 망막 영상에 적용한 결과를 보여주고 목적함수의 연산횟수와 시간 복잡도를 기존의 방법들과 비교하였다.

**Abstract** Image matching is the process that coincides with regions in similar images geometrically and has been used to image processing applications of wide fields such as geographical information, image search, remote sensing, medical images and etc. The research for image matching has been gave priority to time cost and accuracy required extraction of rotation, scaling and translation parameters. This paper proposes a new matching method that creates first eigenvector in relation to feature points in image, and then extracts parameters by comparing and analysing their histograms. This method provides remarkably simplification of feature description using first eigenvector and extraction of matching parameters by histograms. We show matching results of processing ICG retina images and general images to evaluate this method, and then compare our's with previous methods by time complexity and operation frequency of objective function.

### 1. 서론

많은 영상처리 응용에서 센서, 시간, 위치 등이 상이한 환경에서 획득한 영상들을 비교하고 정합하는 처리가 요구되고 있으며 지형정보, 영상검색, 원격탐사, 의료영상 등에 적용하는 연구가 활발히 진행되어 왔다. 영상 정합은 물리적으로 유사한 영상 내의 영역들을 기하학적으로 일치시키는 처리로 대상 영상의 회전, 수평과 수

직위치, 크기를 변환하면서 두 영상의 유사성이 최대가 되는 인자 추출이 요구된다[1]. 최근까지 다양한 영상 정합 알고리즘이 연구 개발되고 있다. 정합 방법은 유사성을 측정하는 영상의 종류에 따라 크게 모델 대 영상 정합(model to image matching)과 영상 대 영상 정합(image to image matching)의 2가지로 분류할 수 있다. 모델 대 영상 정합은 영상에서 추출한 여러 가지 특징과 모델 사이의 상관관계(correlation)를 평가하여 모델을 영상 내의 유사한 기하학적 영역에 일치시키는 방법이며[2,3,4,5], 영상 대 영상 정합은 비슷한 두 영상의 화소나 특징, 특징들의 공간적 관계 등의 최대 유사도를 평가하여 두 영상을 일치시키는 방법이다. 화소의 밝기 값, 에지 같은 저 수준 특징의 직접적인 이용은 영상 획득 센서와 시간 등의 환경에 민감하기 때문에 주로 영상에서 추출한 점, 선, 영역, 다각형 등과 같은 고수준

<sup>†</sup> 학생회원 : 광운대학교 컴퓨터학과

mclim@cs.kwangwoon.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 정회원 : 동양systems 사업2본부 연구원

schwag@tysystems.com

<sup>\*\*\*</sup> 정회원 : 광운대학교 컴퓨터학과 교수

woosaeng@cs.kwangwoon.ac.kr

논문접수 : 2000년 2월 28일

심사완료 : 2000년 7월 25일

특징들과 이들 상호간의 일치성(correspondence)을 이용한다. 그러나, 특징 추출과 특징들 사이의 상관성 묘사가 어렵고 정합 인자를 추출하는데 많은 비용이 소요되며 일반적인 정합 알고리즘의 경우 다양한 영상에 적용하기 힘든 문제가 발생하여 이를 해결하려는 시도가 계속되어 왔다[6,7,8,9,10,11,12].

본 연구에서는 상호 변환되어 있는 영상들의 선형 특징 점들을 추출하고 이들에 대한 일차 고유벡터의 방향 분포를 히스토그램으로 표현하여 비교 분석함으로써 정합인자를 결정하는 신속하고 효율적인 영상 대 영상 정합 방법을 제안한다. 본 방법은 기존의 점 특징기반 방법에 비해 객체나 배경의 경계인 선형 특징 점들을 그대로 사용할 수 있으며 정합 인자들의 변환범위를 미리 축소함으로써 목적함수의 연산횟수를 줄여 연산비용을 단축할 수 있다.

본 논문의 구성은 2 장에서 관련연구를 기술하고, 3 장에서 추출된 특징점에 대한 일차 고유벡터 생성과 히스토그램을 이용하여 상대적인 회전과 크기 및 위치 변환 값을 추정하고 정합하는 방법을 소개한다. 4 장에서는 실험 영상의 결과를 보여주고 제안하는 방법과 기존 방법의 연산 횟수 및 시간 복잡도를 평가한다. 마지막으로 5 장에서 결론과 향후 연구과제를 기술한다.

## 2. 관련연구

동일 장면을 가진 서로 다른 두 영상의 정합은 추출된 특징집합 사이의 공간적 관계를 유사 변형(Affine Transformation)에 의해 식 (1)과 같이 모델화 할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} \quad (1)$$

식 (1)에서  $(x_1, y_1)^T$ 와  $(x_2, y_2)^T$ 는 각각 영상1과 영상2에서의 특징의 위치 값이며  $(a, b, c, d, e, f)$ 는 6 개의 일반적인 정합 인자이다. 그러나, 일반적인 유사 변형의 특별한 경우에 4 개의 인자로 충분하며 식 (2)와 같이 변환될 수 있다[4]. 여기서  $(t_x, t_y)^T$ 는 위치변환 벡터,  $\alpha$ 는 회전각도,  $s$ 는 크기 인자이다. 유사 변형된 영상 정합은 이러한 인자를 추출해냄으로써 성취되며 기존 연구의 대부분은 신속성과 정확성에 중점을 두고 다양한 방법들을 제안하였다.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2)$$

기존의 영상 대 영상 정합 방법으로 [6]은 선 특징을

기반으로 한 방법이며 인자 추출방법에서 [10]과 동일하지만 선 성분을 미리 인식해야 하고 특정한 응용인 혈관에 만 적용하였다. 영역 특징 기반(Region-based: Closed-Contour, Object) 방법으로 [7]은 동일 장면의 서로 다른 영상에서 능동적 윤곽선 모델(active contour model)을 적용하여 윤곽선을 추출하고 체인코드 상관관계와 불변성 모멘트를 이용하여 모양 유사성에 기반을 두고 정합을 수행한다. [8]은 유사한 불변 영역을 찾아 내어 그 영역의 불변성 벡터를 계산하고 해싱 기법을 적용하여 정합을 수행한다. 선과 영역 특징을 기반으로 한 방법들은 점 특징기반에 비해 넓은 범위의 변화에도 적용이 용이하지만 대부분 선과 특징 영역 성분을 인식하는데 어려움이 있고 많은 계산 비용이 소요된다. 본 논문과 관련된 방법인 점 특징기반 방법으로 [9]는 영상에서 영역의 중심을 특징 점으로 선택하고 향상된 완화법(Relaxation) 알고리즘을 이용하여 이들을 일치시키는 방법을 제안하였다. 영상의 크기가 제한되었고 크기 인자를 고려하지 않았으며 특징 점을 수동으로 선택하는 단점이 있다. [10]은 견고한(robust) 정합을 위해 비교 영상의 특징에 대한 지수 감소 거리함수(Exponentially decreasing distance function)를 계산하고 인자 추출 소요 시간을 단축하기 위해 원 영상의 무작위 한 표본 특징 점만을 사용한다. 특징들을 그룹화하는 전처리 없이 저 수준 특징들에 적용할 수 있고 인위적으로 만든 영상, 의료영상, 원격 인공위성 영상과 같은 다양한 영상에 견고하며 6 개의 인자를 가진 일반적인 정합 문제로 확장이 용이하지만 무작위 표본 특징 점이 충분히 분포되지 않을 때 오류가 발생한다. [11]은 두 영상의 특징 점을 일치시키기 위해 프로크루스테스(Procrustes) 분석기법을 사용하고 이들을 구조적인 델로네 삼각분할(Delaunay triangulation)[13,14]로 묘사한 후 그래프 교정 이론을 이용하여 정합을 수행한다. 특징 점들의 구조적 상관성을 이용한 방법으로서 그래프 교정에 소요되는 비용이 증가하는 단점이 있다. [12]는 망막 혈관을 감지하여 분기점을 추출하고 베이저 허프 변환(Bayesian Hough transform)을 이용하여 영상 획득 시간의 차이가 심한 경우에 적용가능 하지만 분기점 추출이 특별한 응용에서 만 적용된다는 단점이 있다. 점 특징기반 방법들은 공통적으로 점들을 선택하는 방법에서 특정한 응용에 제한적이며 크게 변화된 영상에 적용이 어려우나 작은 범위의 변화에서 좀 더 명확하게 정합하려는 응용에 자주 사용되며 최근까지 다양한 방법으로 정합에 소요되는 계산 비용을 줄이는데 주안점을 두고 연구되고 있다.

### 3. 정합 알고리즘

본 연구에서는 영상 내의 각 특징 점에 대한 일차 고유벡터를 생성한 후 이에 대한 히스토그램을 비교 분석하여 회전과 크기 및 위치 정합 인자를 추정하고 추정된 인자만을 사용하여 목적함수를 계산함으로써 최적의 정합 인자를 결정한다. 그림 1은 본 연구에서 제안하는 알고리즘의 전반적인 처리 과정이다.

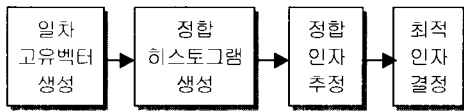


그림 1 알고리즘의 전반적인 과정

#### 3.1 일차 고유벡터와 히스토그램

정합에 필요한 회전과 크기 및 위치 변환정보를 추정 하기에 앞서 영상의 내용을 선형으로 표현하는 특징 점들을 추출하고 그 점들의 방향 성분인 일차 고유벡터를 생성한 후 히스토그램으로 표현한다.

##### 3.1.1 선형 특징점 추출

영상 내에 존재하는 객체나 배경은 각각 비슷한 화소 값을 가지며 임의의 경계로 구분되어 있으며 일반적인 영상처리 알고리즘을 이용하여 다수의 연결된 특징들의 집합으로 묘사할 수 있다. 연결된 특징 점들은 직선이나 곡선을 구성하며 그 영상 내의 객체 윤곽이나 모양 특성을 나타낸다. 따라서, 본 연구에서는 영상 내의 연결된 특징 점들이 영상의 내용을 선형으로 잘 표현되도록 전처리 과정을 수행한다. 우선 획득환경이 다른 원 영상과 대상영상의 밝기와 선명도를 조절하기 위해 다음의 매핑함수를 이용한다[15].  $q_k$ 는 조절할 영상의 그레이 레벨,  $p_k$ 는 조절된 영상의 그레이 레벨,  $a$ 는 임의의 상수이다.

$$p_k = \begin{cases} a q_k & \text{if } 0 \leq q_k \leq 127 \\ a(q_k - 127) & \text{if } 128 \leq q_k \leq 255 \end{cases}$$

밝기와 선명도가 비슷한 수준의 두 영상을 얻은 후 이진 영상으로 변환하고, 객체의 윤곽선을 잘 보존하고 잡음을 제거하기 위하여 영역 단순화(Simplification)와 세선화(One Pass Thinning) 알고리즘을 사용하여 선형 특징을 추출한다.

##### 3.1.2 일차 고유벡터 생성

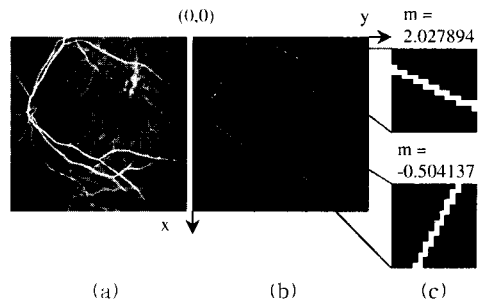
영상들 간의 회전각도와 크기 및 이동위치를 추정하기 위해 특징 점들을 각각 2차원 위치 벡터로 취급하여

이 벡터들의 분산이 최대인 일차 고유벡터를 생성한다. 일차 고유벡터는 임의의 점들로부터 수직거리에 대한 산술평균(mean) 값이 최소인 직선의 기울기  $m$ 과 같으며 수식(3), (4)와 같다[16].  $\sigma_x^2$ 와  $\sigma_y^2$ 는  $x$ 와  $y$ 에 대한 분산,  $\sigma_{xy}$ 는  $x$ 와  $y$ 에 대한 표준편차이며, 두 개의 해 중에서 분산 값이 최대인  $m$ 이 일차 고유벡터이다.

$$m = \frac{1}{m} = \frac{\sigma_x^2 - \sigma_y^2}{\sigma_{xy}} \quad (3)$$

$$m = \frac{\sigma_x^2 - \sigma_y^2}{2\sigma_{xy}} \pm \sqrt{\left(\frac{\sigma_x^2 - \sigma_y^2}{2\sigma_{xy}}\right)^2 + 1} \quad (4)$$

전처리를 통하여 세선화 된 영상의 각 특징 점들에 대한 일차 고유벡터의 방향 값  $m$ 이 주위의 특징 점들과 연관되어 측정된다. 그림 2는 직선과 곡선을 구성하는 임의의 특징 점들에 대한 일차 고유벡터의 방향 값  $m$ 의 측정 예를 보여주고 있다. (c)는 일차 고유벡터의 방향 값 계산에 사용된 주위의 특징 점들을 확대한 그림과 임의의 특징 점들에 대한 일차 고유벡터의 방향 값  $m$ 을 보여주고 있다.



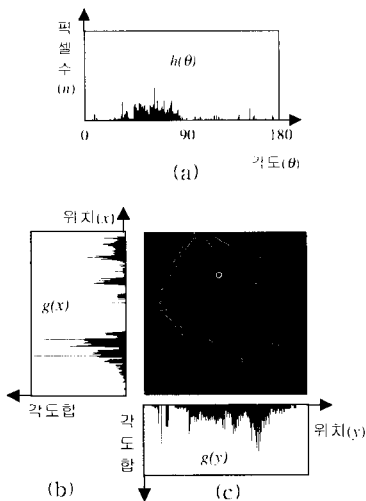
(a) 원 영상, (b) 세선화 영상, (c) 임의의 특징 점들에 대한 일차 고유벡터

그림 2 특징 점들에 대한 일차 고유벡터

이와 같은 방법으로 (b)의 모든 특징 점들에 대해 일차 고유벡터 값을 계산할 수 있는데 동일한 직선 위의 특징 점들은 동일한 일차 고유벡터 값을 가지며 곡선을 구성하는 특징 점들은 서로 다른 일차 고유벡터 값을 가진다. 그러나 고립된 특징 점들(isolated points)과 복잡한 특성을 가진 특징 점들은 그 영상의 전역적인 방향 값을 추정하는데 방해 요소로 작용하므로 일정한 윈도우 내의 특징점 수를 계산하여 임계치에 포함되지 않으면 일차 고유벡터 값 측정에서 제외시킨다.

##### 3.1.3 정합 히스토그램

두 영상간의 변환된 각도와 크기 및 위치를 추정하기 위해 히스토그램을 적용한다. 이러한 히스토그램들은 3.1.2 절에서 측정된 각 특징점에 대한 일차 고유벡터 즉, 특징점들에 대한 분산이 최대인 직선의 기울기  $m$ 을 각도  $\theta$ 로 나타낸다. 본 연구에서는 각  $\theta$ 에 해당하는 특징점의 수를 나타내어 주는 히스토그램을 각도-특징점 히스토그램(A-T Histogram; Angles to Tokens Histogram)이라 정의한다. 이는 동일한 각도를 가진 특징 점들의 집합이 영상의 변환 후에도 이와 비례하여 변환된 각도를 가지고 히스토그램 상에 그대로 표현되는 특성이 있기 때문에 변환된 각도와 크기를 추정하는데 사용한다. 또한, 한 영상의 수직과 수평 방향 해당 위치에서 특징 점들에 대한 각도의 합을 나타내어 주는 히스토그램을 수직과 수평 위치-각도합 히스토그램(L-A Histogram; Locations to Sum of Angles Histogram)이라 정의한다. 각도의 합에 따라  $\theta < 90^\circ$  와  $\theta \geq 90^\circ$ 일 때 두 가지로 나타낼 수 있으며 수직과 수평 위치에서의 각도 특성을 나타내어 주기 때문에 변환된 위치를 추정하는데 사용한다. 그림 3은 그림 2 (b) 영상에 대한 정합 히스토그램들을 보여주고 있다.



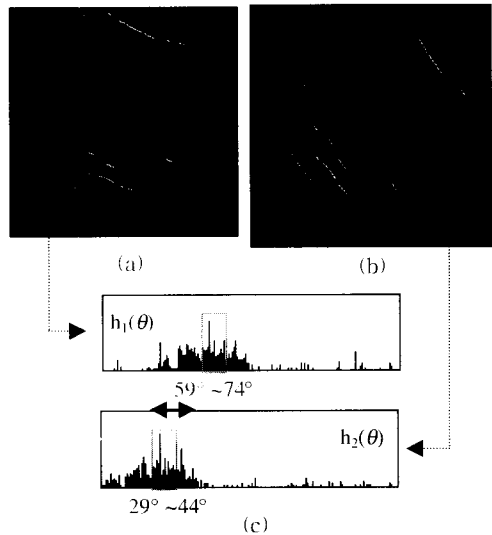
(a) A-T 히스토그램 [ $h(\theta)$ ], (b) 수직 L-A 히스토그램 [ $g(x)$ ], (c) 수평 L-A 히스토그램 [ $g(y)$ ]  
 그림 3 정합 히스토그램

3.2 정합 인자 추정

최적의 정합 인자를 결정하기 위하여 정합 히스토그램을 비교 분석하여 회전과 크기 및 위치 변환의 가능성 있는 인자 값들을 추정한다.

3.2.1 회전 추정

회전추정은 A-T 히스토그램을 비교하여 회전각도를 추정하는 단계이다. 원 영상이 회전으로 인하여 변환되어 있다면 원 영상에 존재하는 임의의 각도를 가진 특징 점들은 회전 변환된 영상에서도 변환된 회전 각도를 가지고 비슷한 수의 특징 점들을 형성한다. A-T 히스토그램에 나타난 회전 변환된 두 영상의 특성을 그림 4에서 보여주고 있다. (a)와 (b)는 각각 원 영상과 원 영상을  $30^\circ$  회전한 특징 영상이며, (c)의  $h_1(\theta)$ 과  $h_2(\theta)$ 는 각각 영상 (a)와 (b)의 A-T 히스토그램으로 특징 영상에서 표시한 흰 특징 점들이 회전 변환된 상태에서도 비슷한 수의 특징 점들을 형성하고 있다는 특성을 보여주고 있다.



(a) 원영상, (b)  $-30^\circ$  회전, (c) 히스토그램 부분영역  
 그림 4 각도-특징점(A-T) 히스토그램 특성

이와 같은 특성을 가진 A-T 히스토그램을 비교 분석함으로써 변환 각도를 추정할 수 있다. 본 연구에서는 두 영상의 A-T 히스토그램  $h_1(\theta)$ 과  $h_2(\theta)$ 를 상호 좌우로 이동시키면서 각  $\theta$ 의 최소 값들을 합하여 중복 영역을 계산한다. 중복 영역의 면적  $R(\alpha_i)$ 을 식 (5)와 같이 정의하여 중복 영역을 계산하고  $R(\alpha_i)$  값을 정렬하여 두 영상간의 회전된 각도를 추정한다.  $h_1(\theta)$ 과  $h_2(\theta)$ 는 각각 원 영상과 대상영상의 A-T 히스토그램,  $\min[]$ 은 두 히스토그램의 각  $\theta$ 에서 중복되는 영역,  $\alpha_i$ 는 이동각도,  $r$ 과  $s$ 는 두 히스토그램이 중복되는 범위를 나타낸다.

$$R(\alpha_i) = \sum_{\theta=r}^{s'} \min[h_1(\theta), h_2(\theta - \alpha_i)] \quad (-180 < i < 180) \quad (5)$$

$$\begin{cases} \text{if } (i < 0) & r = 0, \quad s = 180 - |i| \\ \text{if } (i \geq 0) & r = i, \quad s = 180 \end{cases}$$

만일 동일 장면을 가진 두 영상의 밝기와 선명도가 같아 동일한 특징점이 추출되었다면  $R(\alpha_i)$ 이 최대값을 가질 때의  $\alpha_i$ 가 회전된 각도가 된다. 그러나, 일반적인 응용에서 영상의 획득 환경이 위 사실과 다른 경우가 많기 때문에 본 연구에서는 임계값  $R'$ 와  $\max[R(\alpha_i)]$  사이에 존재하는  $n(n < i)$ 개의 회전각도를 추정한다. 본 연구에서는 히스토그램 전체영역이 더 적은 영상의 2/3가 최소한 대상영상에 중복되어야 한다는 의미에서 원 영상과 대상영상의 임계값  $R'$ 을 식 (6)과 같이 결정하였다.

$$R' = \min \left[ \sum_{\theta=0}^{180} h_1(\theta), \sum_{\theta=0}^{180} h_2(\theta) \right] \times \frac{2}{3} \quad (6)$$

3.2.2 크기 추정

크기 추정은 3.2.1 절에서 추정된  $\alpha_n$ 을 이용하여 변환된 크기를 추정하는 단계이다. 만일 동일한 영상이 크기만 변경되어 있다면 단순히 특징점 수의 비율이 두 영상의 변환된 크기 비율이 될 것이다. 그러나, 두 영상은 동일 장면이라 하더라도 공통으로 존재하지 않은 특징 점들이 존재하여 크기 비율을 계산하는데 방해 요소가 될 수 있으므로 비 공통 특징 점들을 무시하고 크기 비율을 추정하기 위해 식 (5)에서 추정된 영상의 회전 변환 값인  $n$ 개의  $\alpha_n$ 에 관하여 식 (7)을 사용하였다. 본모는 두 히스토그램이 중복되는 범위 중에서 0이 아닌  $\theta$ 의 범위이며 분자는 그 범위에서 각  $\theta$ 에 해당하는 특징점 수 차이의 합을 나타낸다.

$$S(\alpha_n) = \frac{\sum_{\theta=r}^{s'} \sqrt{[h_1(\theta) - h_2(\theta - \alpha_n)]^2}}{s' - r} \quad (r' \geq r, s' \leq s) \quad (7)$$

영상의 크기 비율은 두 영상 내의 전체 특징점 수의 비율이 아니라 상호 동시에 존재하는 특징점 수의 비율이므로  $[s' - r']$  범위에 해당하는 특징점 수 차이에 대한 평균을 크기 비율로 추정한다.

3.2.3 위치 추정

위치 추정은 수직과 수평 L-A 히스토그램을 비교하여 영상의 변환된 위치를 추정하고 정합을 수행한다. 선택된  $\alpha_n$ 과  $S(\alpha_n)$ 을 사용하여 원 영상과 변화된 영상의 수직 L-A 히스토그램을 비교하여 상하변환 위치를 추정하고 수평 L-A 히스토그램을 비교하여 좌우변환 위치를 추정한다. 수직과 수평 L-A 히스토그램은 세로축인 각도함에 두 종류의 각도를 이용하는데  $\alpha_n$ 과  $S(\alpha_n)$

을 사용하여 변환한 후 A-T 히스토그램에서 ( $0 \leq \theta < 90$ )인  $h(\theta)$ 의 합과 ( $90 \leq \theta < 180$ )인  $h(\theta)$ 의 합 중에서 큰 쪽을 선택하고 그 범위 내의  $\theta$ 만을 합하여 각도함으로 나타낸다. 즉, 90도 이하의  $\theta$ 를 가진 특징점과 90도 이상의  $\theta$ 를 가진 특징점들 중에서 많은 쪽을 선택하고 양의 방향과 음의 방향 기울기를 구분하여 각도함을 계산한다.

수직과 수평 L-A 히스토그램에서 중복 영역의 면적은 식 (8), (9)의  $T(a)$ 와  $T(b)$ 로 정의하고  $T(a)$ 와  $T(b)$ 를 정렬하여 변환된 위치를 추정한다. 식에서  $g_1(x)$ ,  $g_2(x)$ 와  $g_1(y)$ ,  $g_2(y)$ 는 두 영상에 대한 수직과 수평 L-A 히스토그램,  $a$ 와  $b$ 는 추정된 위치이동 값,  $height$ 와  $width$ 는 영상의 세로와 가로 크기,  $k$ ,  $l$ ,  $p$ ,  $q$ 는 히스토그램의 중복 범위를 나타낸다.

$$T(a) = \sum_{x=a}^l \min[g_1(x), g_2(x-a)] \quad (-height < a < height) \quad (8)$$

$$\begin{cases} \text{if } (a < 0) & k = 0, \quad l = height - |a| \\ \text{if } (a \geq 0) & k = a, \quad l = height \end{cases}$$

$$T(b) = \sum_{y=p}^q \min[g_1(y), g_2(y-b)] \quad (-width < b < width) \quad (9)$$

$$\begin{cases} \text{if } (b < 0) & p = 0, \quad q = width - |b| \\ \text{if } (b \geq 0) & p = b, \quad q = width \end{cases}$$

3.3 최적 인자 결정

3.2절에서 히스토그램의 비교 분석을 통하여 추정된 회전, 크기, 위치 인자들은 정합 가능성이 매우 높은 인자들로서 목적함수에 사용되어 최적의 정합 인자를 결정한다. 목적함수는 식 (10)과 같이 정의되며  $N$ 은 특징점의 수,  $p = (t_x, t_y, s, \theta)$ 는 유사변형에 대한 인자 벡터,  $x_i(p)$ ,  $y_i(p)$ 는 유사변형 된 점들의 위치,  $Diff(x_i, y_i)$ 는 두 영상 ( $x_i, y_i$ )에서 화소 값의 차이를 나타낸다.

$$f(p) = \sum_{i=1}^N Diff(x_i(p), y_i(p)) \quad (10)$$

목적함수  $f(p)$ 는 화소 값 차이의 합이 가장 적을 때 최소값을 가지며 가장 클 때 최대값을 가지게 되므로 목적함수가 최소가 되는 인자들을 두 영상간에 변환된 최적 인자로 결정한다.

4. 실험 및 평가

본 연구에서 실험환경은 Pentium MMX 200 MHz, Windows '98 에서 Visual C++ 6.0 으로 구현하였다. 정합을 수행하기 전에 영상을 선형으로 표현하여 각 특징점에 대한 일차 고유벡터를 생성하는데  $15 \times 15$  원도

우 내에서 주위의 특징점 수가 15개 이하인 특징점은 고립된 특징점으로, 30개 이상의 특징 점들이 존재하면 복잡한 특징점으로 판단하여 일차 고유벡터 생성에서 제외하였다. 알고리즘 실험은 임의로 변환한 일반영상과 ICG(IndoCyanine Green) 기술로 시간 간격을 두고 촬영한 실제 안과에서 사용하는 망막 영상으로 회전과 크기 및 위치가 임의로 변환된 영상들로 실험하였다.

4.1 영상 실험 결과

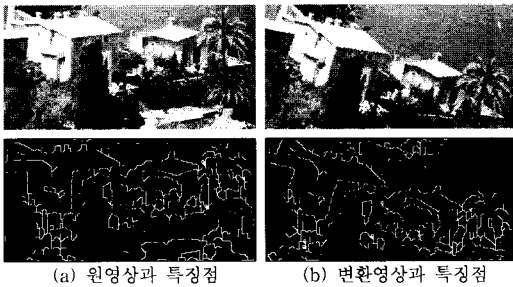
그림 5는 임의로 변환한 일반영상의 정합결과, 그림 6은 실제 ICG 영상의 정합결과를 보여주고 있다. 그림 5에서 영상 (a)는 원영상, (b)는 원영상을 임의로 변환한 영상으로 명암 값과 크기에서는 차이가 거의 없지만 회전과 위치에서 차이가 존재하는 영상들의 정합을 실험한 결과이다. 특징 점들이 다소 복잡하고 고립된 점들이

많지만 연속적인 선형 특징 점들에 의해 대체로 정확한 정합결과가 나왔다는 점을 알 수 있다. 그림 6에서 영상 (a)와 (b)는 ICG의 실제 영상으로 획득한 시간이 달라 서로 다른 명암 값을 가지며 내용에서 차이가 존재하는 영상들의 정합을 실험한 결과이다. 서로 다른 명암 값으로 인하여 특징 점들의 수에서 많은 차이가 있지만 두 영상에서 동일한 모양의 특징 점들이 각각 존재하기 때문에 그 특징 점들에 의해서 정합이 잘 이루어 졌다는 것을 알 수 있다.

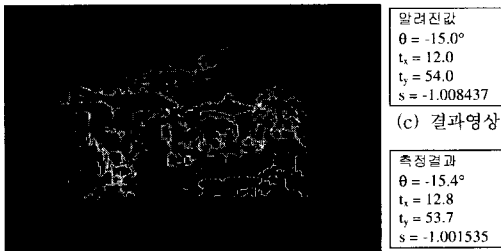
표 1은 영상의 실험결과를 각 인자별 정확도로 보여 주고 있으며 각 인자의 정확도는  $정확도 = \frac{mean[100 - \frac{\max(|\text{알려진값}|, |\text{추정값}|) - \min(|\text{알려진값}|, |\text{추정값}|)}{|\text{알려진값}|} \times 100]}{}$  와 같이 계산하였다.

표 1 측정된 인자의 정확도

	일반 영상 (20 쌍)	실제 ICG 영상 (25 쌍)
Parameters	Percentage of accuracy	Percentage of accuracy
Rotation	98.7 (%)	98.2 (%)
Scale	98.4 (%)	97.8 (%)
Translation	97.3 (%)	97.7 (%)

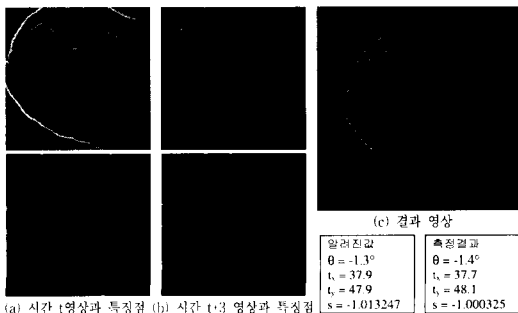


(a) 원영상과 특징점 (b) 변환영상과 특징점



(c) 결과영상

그림 5 임의로 변환한 일반영상의 정합



(c) 결과 영상

(a) 시간 t 영상과 특징점 (b) 시간 t3 영상과 특징점

그림 6 획득 시간이 다른 실제 ICG 영상의 정합

임의로 변환한 일반영상과 실제 ICG 영상에서 인자의 정확도는 97% 이상의 좋은 결과를 가져왔으나 다음과 같은 조건이 만족되면 정합 알고리즘은 좀 더 낮은 신뢰성과 연산 효율성을 가질 수 있을 것이다. 첫째, 영상의 특징 점들이 선형으로 잘 표현되어 있으며 고립되어 있거나 밀집되어 있는 특징 점들이 적을수록 정확성이 높아진다. 둘째, 두 영상 사이에 중첩된 특징 점들의 수가 많을수록 신뢰성이 높아진다.

4.2 알고리즘 평가

두 영상에 대한 정합 변환의 경우 6 개의 인자에서 4 개의 인자인 회전각도, x와 y 변환위치, 크기인자로 변환될 수 있다. 일반적으로 두 영상의 정합 시 일정범위 내의 모든 인자를 변경하면서 목적함수가 최소가 되는 4 개의 인자를 추출함으로써 정합을 완료하는데 변환 범위가 증가할수록 목적함수 연산 횟수는 선형으로 증가한다[9,10,12]. 즉, 회전, 이동, 확대 및 축소에 대하여 목적함수 계산에 요구되는 인자 변환 횟수를 각각 O, P, Q 라 하면 목적함수의 연산 횟수는  $R = O \times P \times Q$  이 된다. 그러나, 본 연구에서는 일차 고유벡터와 히스토그램을 이용하여 상호 변환된 인자들을 미리 추정하

여 변환 범위를 축소함으로써 목적함수 연산횟수를 감소시켰다. 즉, 추정된 인자의 개수를  $o, p, q$  이라 하면  $R = o \times p \times q$  ( $o < O, p \leq P, q \leq Q$ )이 된다. 또한, 위치 추정 시  $N \times N$  크기의 두 2차원 영상에서 특징점 개수를 각각  $n, m$ 이라 하면 일반적으로 유사 정합의 경우에  $O(n \times m)$ 이 되는데 비해 본 연구에서는 두 영상의 가로와 가로, 세로와 세로를 각각 비교하여  $O(n+m)$ 이 된다. 즉,  $n$ 과  $m$ 이  $N$ 에 가까워질 때,  $x$ 와  $y$ 의 위치 인자를 독립적으로 계산함으로써 위치추정에 대한 시간 복잡도(time complexity)를  $O(N^2)$ 에서  $O(N)$ 로 줄일 수 있었다. 그림 7은 목적함수 계산에 필요한 인자의 범위에 대한 회전횟수를 비교한 결과를 나타낸다. 본 연구에서는 두 영상의 인자 추출 시 배열의 계산과 같은 자세한 계산을 비교 평가하지 않고 목적함수 계산에 필요한 인자들의 변환 횟수를 비교하였다.

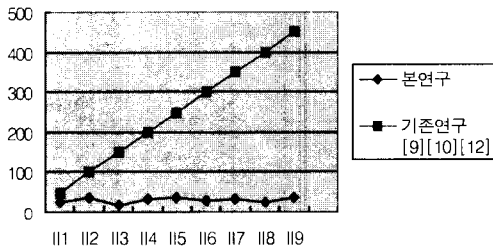


그림 7 회전횟수 비교

그림 7에서 x축은 회전인자 추출에 요구되는 회전범위가 서로 다른 영상의 쌍이며 우측일수록 회전범위가 큰 경우이다. y축은 회전횟수인데 기존연구의 경우 회전해야할 범위가 커질수록 모든 회전 인자에 대해 목적함수를 평가하기 때문에 회전 연산 횟수가 단순 증가하는 반면 본 연구의 경우 추정된 회전각도  $\alpha_n$ 에서  $n$  값에 대해서만 목적함수를 계산하기 때문에 회전횟수 범위의 증가에 관계없이 현격하게 작다는 점을 알 수 있다. 그러나, 추출된 특징 점들이 연속적인 원 모양을 형성하게 되면 일차 고유벡터의 방향 특성이 히스토그램에서 상호 구분하기 어려워 회전 인자 재 추정이 반복적으로 요구됨으로써 연산횟수가 증가할 수 있지만 최대 인자 변환 범위보다는 적다는 점을 확인할 수 있었다. 나머지 크기와 위치변환 인자도 회전횟수 비교와 유사하므로 그림은 생략하였다.

5. 결론

본 연구에서는 상호 변환되어 있는 영상들의 선형

(line) 특징 점들에 대한 일차 고유벡터의 분포를 분석하여 전역적인 정합 인자 값을 미리 추정함으로써 영상을 신속하고 효율적으로 정합하는 방법을 제안하였다. 특징 점들의 방향성분이 변환된 영상도 히스토그램 상에 방향정보가 유지되어 상호 변환된 정합 인자를 추정할 수 있다는 점을 확인할 수 있었고 히스토그램 비교로 기존 인자 추출에 소요되는 연산 회수를 줄임으로써 연산 처리비용의 단축과 위치변환에 소요되는 시간 복잡도가 감소된 점을 알 수 있었다. 또한, 일반 영상뿐 아니라 서로 다른 시기에 획득하여 영상의 밝기의 차이가 큰 망막(retina) 의료 영상에도 적용될 수 있음을 보였다. 추후에는 특징점의 방향정보 추출 시 제한된 윈도우 크기로 인하여 일차 고유벡터가 추출되지 않은 특징 점들이 인자추출에 미치는 영향과 히스토그램 상호 비교 방법의 향상에 대한 연구가 필요하며, 회전 시에 발생하는 보간된 픽셀의 영향을 줄임으로써 다음 단계의 처리에서 오차를 줄일 수 있는 방법이 요구된다.

참고 문헌

- [1] Dai, X.L.; Jing Lu, "An object-based approach to automated image matching" Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999 IGARSS IEEE 1999 International Vol.2, pp. 1189 -1191, 1999.
- [2] G. Borgefors, "Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, No.6, pp. 849-865, 1988.
- [3] J. Beveridge, R. Weiss, E. Riseman, "Combinatorial optimization applied to variable scale model matching," In Proc. of the 10th ICPR, Vol.1, pp. 18-23, 1990.
- [4] R. Collins, J. Beveridge, "Matching perspective views of coplanar structures using projective unwarping and similarity matching," In Proc. Int. Conf. of Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, pp. 240-245, 1993.
- [5] Dong-Gyu Sim; Oh-Kyu Kwon; Rae-Hong Park, "Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures," Image Processing, IEEE Transactions on Vol.8, pp. 425-429, March, 1999.
- [6] Axel Pinz, Stefan Bernogger, Peter Datlinger, and Andreas Kruger, "Mapping the Human Retina," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.17, No.4, August, 1998.
- [7] X.Long Dai, Jing Lu, "An Object based Approach to Automated Image Matching," Proceedings of the 1999 IEEE International Geoscience and

Remote Sensing Symposiums (IGARSS'99), Hamburg, Germany, vol.II, pp.1189-1191, 28 June-02 July, 1999.

- [ 8 ] T.Tuytelaars, L.Van Gool, L.D'haene and R.Koch, "Matching of Affinely Invariant Regions for Visual Servoing," Proc. of 1999 IEEE International Conf. on Robotics and Automation, Detroit Michigan, Vol.2, p1601-p1606, May, 1999.
- [ 9 ] Jezching Ton, Anil K.Jain, "Registering Landsat Images By Point Matching," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol.27, No.5, September, 1989.
- [10] Axel Pinz, Mafred Prantl, Harald Ganster "A Robust Affine Matching Algorithm Using an Exponentially Decreasing Distance Function," in Proc. CAIP'95, Computer Analysis of images and Patterns, V. Ilavac and R. Sara, Eds., vol.970 of LNCS, Springer, pp. 359-367, 1995.
- [11] Bin Luo, E.R. Hancock, "Feature Matching with Procrustes Alignment and Graph Editing," IEE Image Processing and its Applications, Conference Publication No.465, 1999.
- [12] F.zana, J.C.Klein, "A Multimodal Registration Algorithm of Eye Fundus Images Using Vessels Detection and Hough Transform," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.18, No.5, May, 1999.
- [13] M. Tuceryan, T. Chorzempa, "Relative Sensitivity of a Family of Closest Point Graphs in Computer Vision Applications," Pattern Recognition, 15:361-373, 1991.
- [14] O.D.Faugeras, E.Le Bras-Mehlman, J.D.Boissonnat, "Representing Stereo Data with the Delaunay Triangulation," Artificial Intelligence, 44:41-87, 1990.
- [15] Arthur R. Weeks, Jr., "Fundamentals of Electronic Image Processing," p.101-103, SPIE Optical Engineering Press, 1996.
- [16] Earl Gose, Richard Johnsonbaugh, Steve Jost, "Pattern Recognition and Image Analysis," p.358-362, Prentice Hall Inc., 1996.



황 선 철

1998년 순천향대학교 전산학 학사. 2000년 광운대학교 컴퓨터과학과 석사. 2000년 ~ 현재 동양Systems 사업2본부/카트IU Associate. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전



김 우 생

1982년 서울대학교 수료. 1985년 University of Texas at Austin 학사. 1987년 University of Minnesota 이학 석사. 1987년 ~ 1988년 현재전자 Zeus Computer 과장. 1991년 University of Minnesota 이학박사. 1992년 ~ 현재 광운대학교 컴퓨터과학과 부교수. 관심분야는 멀티미디어, 영상/비디오처리, 패턴인식



임 문 철

1994년 순천대학교 전산학 학사. 1996년 광운대학교 전산학 석사. 1996년 ~ 현재 광운대학교 컴퓨터과학과 박사과정. 관심분야는 영상/비디오 처리, 패턴인식, 컴퓨터비전