

n -Tuple Band Transform과 영상 인식의 응용

정회원 전 혁 준* 준회원 양 승 범*, 방 준 원*, 배 경 훈**, 황 치 정**

n -Tuple Band Transform and Its Appliation for Image Recognition

Hyeokjune Jeon* *Regular Member*, SeungBeom Yang*, Joonwon Bang*,
Kyung-Hoon Bae**, Chi Jung Hwang** *Associate Members*

요 약

본 논문에서는 영상 인식에 필요한 디스크립터를 추출하는 방법으로 밴드집합, 인덱스 집합, 연산자 및 관계 함수 집합으로 구성되는 n -Tuple Band transform(n -TBT)을 제안한다. n -TBT의 장점은 다양한 방식의 사용자 정의 함수에 따라 다양한 특징들로 조합되는 디스크립터를 영상으로부터 추출할 수 있으며, 연산자 단위가 독립적으로 처리할 수 있어 병렬처리에 유용하다. 또한 기존에 잘 알려진 많은 변환들(Trace transform, Radon transform, Hough transform, mean filter, polar-coordinate transform 등)을 n -TBT로 표현 가능하며, 기본 구성 요소들을 바꾸어 새로운 특징들을 추출할 수 있는 틀을 제공한다. n -TBT 응용 예로서 고해상도 표준 영상으로부터 주어진 왜곡된 질의 영역과 유사한 영역을 찾기 위한 트랙-섹터 기반의 디스크립터를 추출하는 n -TBT 설계과정을 기술하였다.

Key Words : n -tuple band transform, n -TBT, image descriptor, image recognition, trace transform

ABSTRACT

In this paper, we suggest n -Tuple Band Transform (n -TBT) which is consisted of user defined sets of band, index, operators, and their relational functions for extracting descriptors and then recognize images. Advantages of suggested n -TBT are as follows; it can extract many different descriptors from an image by combining user defined sets and functions, and process parallel since it has independent operators. Futhermore, it supports a useful tool that can make new features from an image by simply changing its basic components and can represent many well-known transforms(e.g, Trace transform, Radon transform, Hough transform, polor coordinated transform, etc.). We describe, additionally in this paper, how to design components of n -TBT for showing an example of application of looking up similar regions in a high-resolution image with a query region based on a descriptor in the track-sector space.

1. 서 론

컴퓨터 비전 분야에서는 영상의 이해, 인식, 식별 및 검색을 위해 Fourier-Mellin Transform (FMT)^[1],

Fourier transform과 Wavelet transform^[9,10], Radon transform^[3], Hough transform^[5], Trace transform^[4], 등 다양한 변환이 가지는 수학적 특성을 활용한 디스크립터를 생성 사용하고 있다.

* 충남대학교 컴퓨터공학과 영상처리 연구실(fantajeon@cnu.ac.kr, ysb0327@cnu.ac.kr, isutar84@cnu.ac.kr, cjhwang@cnu.ac.kr)
(°:교신저자)

** 삼성탈레스(khbae.bae@samsung.com)

논문번호: 10014-0219, 접수일자: 2010년 2월19일

Trace transform은 직선상위에 있는 모든 점들로 그룹화를 하고, 그 묶어진 점들에 특정한 연산(예를 들면 적분, 최댓값, 최솟값, harmonic 연산 등) 조합하여 새로운 변환을 만들어 낸다. 특히 이 방법은 주어진 공간상에서 만들어 질 수 있는 모든 직선들을 생성하고 그 직선상 위에 있는 모든 점들을 묶어 놓은 개념으로서, Radon transform과 Hough transform은 Trace transform의 특수한 형태인 것은 잘 알려져 있다.

제한한 n -Tuple Band transform(n -TBT)은 주어진 영상을 Trace transform과 같이 제약된 직선기반 변환에서 그룹(밴드)기반 변환으로 확장한 개념이다. 또한 그룹들 간에 관계성 파악 및 결과를 조합하는 연산 방법도 일반화 하였다. n -TBT는 주어진 공간을 그룹화 하는 밴드집합(n -tuple band set), 밴드 집합끼리의 관계성을 정의하는 관계 함수 집합(n -tuple relation function set), 밴드 집합의 관계 순서를 정하는 n -tuple 인덱스 집합(n -tuple index set)과 관계 함수로 연산된 결과를 통합하는 n -tuple 연산자(n -tuple operator)로 구성되어 있다. 즉, n -TBT는 주어진 집합을 변환하여 새로운 집합을 생성하는 변환으로서, 연산자, 인덱스, 관계 함수와 밴드 집합을 다양하게 설계하여 재귀적으로 집합에 적용함으로써 새로운 집합을 반복적으로 생성할 수 있다.

n -TBT는 공간을 그룹화 하는 밴드 집합, 인덱스 순서 집합, 관계 함수 집합과 연산자들을 다양한 방식으로 변환하여 다양한 특징들을 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다. 즉, 특징점 기반 공간 분할, 타원, 사각형, 이웃 공간, 직선 공간과 분할된 공간 사이의 연관성 및 결과 취합방식들을 다양한 방법으로 다양화 할 수 있다.

본 논문의 구성은 2장에서는 n -TBT 구성 요소 및 작동 메커니즘에 대해, 3장에서는 n -TBT 응용으로서 고해상도 표준 영상으로부터 주어진 왜곡된 질의 영역과 유사한 영역을 찾기 위한 트랙-섹터 기반의 디스크립터를 추출하는 n -TBT 설계과정에 대해 자세히 기술하며, 생성한 디스크립터를 이진화 방법과 검색을 위해 두 디스크립터 간의 거리를 측정하는 함수에 대해 설명하고 4장에서는 설계한 디스크립터를 적용하여 유사 영역을 찾는 알고리즘, 5장에서는 실험 결과를 기술한다.

II. n -Tuple Band Transform

n -TBT 은 주어진 집합을 특정 조건으로 원소들

을 묶는 과정(banding)과 묶은 그룹들끼리 주어진 순서에 따라서 서로 연관시켜 새로운 집합을 생성하는 일반화된 변환이다.

n -TBT는 집합과 집합 사이의 변환을 추상화 한 변환으로, 이 변환은 연산자 단위에서 독립적인 처리를 하므로 병렬처리가 가능하다. 즉, 임의의 주어진 집합 S 가 있을 경우, 집합 S 를 특정 조건으로 나누어진 밴드 집합 T , 밴드 집합 T 의 원소들 간의 임의의 순서쌍인 n -tuple 인덱스 순서 집합(n -tuple ordered index set), n -tuple 연산자(n -tuple operator) 및 n -tuple 관계 함수(n -tuple relation function)를 사용자가 정의하여 새로운 집합으로 변환하는 개념이다. 또한 n -TBT는 n -TBT를 적용해 얻어진 결과 집합을 다시 재귀적으로 적용하여 새로운 결과들을 얻을 수 있다(그림 1참조).

n -TBT은 수식 1과 같이 정의할 수 있다:

$$F = (T, I, \Phi, \oplus), I \subset \mathbb{N}^n, T \subset \mathbb{R}^N, F \subset \mathbb{R}^M \quad (1)$$

여기서 n 는 tuple의 크기, T 는 임의의 공간을 부분 그룹화 하는 밴드 집합(band set)이고, I 는 밴드 집합 T 의 원소들 간에 순서쌍으로 구성된 사용자 정의 인덱스, Φ 는 밴드 집합 원소들 간에 관계성(relationship)을 정의하는 사용자 정의 관계함수(φ , user defined relation function)들을 원소로 하는 관계 함수 집합(relation function set)이고, 연산자 \oplus 는 관계함수의 결과를 취합하는 사용자 정의 연산자(user defined operator)이다. 그림 2는 수식 1의 n -TBT를 도식화한 과정이다. 우선 임의의 공간(S)에서 밴드 집합 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_M\}$, 인덱스 집합(I), 연산자 \oplus 와 관계 함수 집합(Φ)을 그림 2와 같이 정의하면, 최종적으로 n -tuple 인덱스 집합 I 의 크기 $|I|$ 인 새로운 집합 F 를 생성한다.

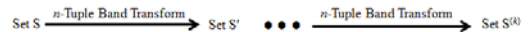


그림 1. n -TBT 재귀적 적용 과정
Fig. 1. n -TBT recursively processing

III. n -TBT 설계

3장에서는 고해상도 표준 영상으로부터 주어진 왜곡된 질의 영역과 유사한 영역을 찾기 위한 트랙-섹터 기반의 디스크립터를 추출하는 n -TBT 설계과정과 추출한 디스크립터를 이진-디스크립터로 치환

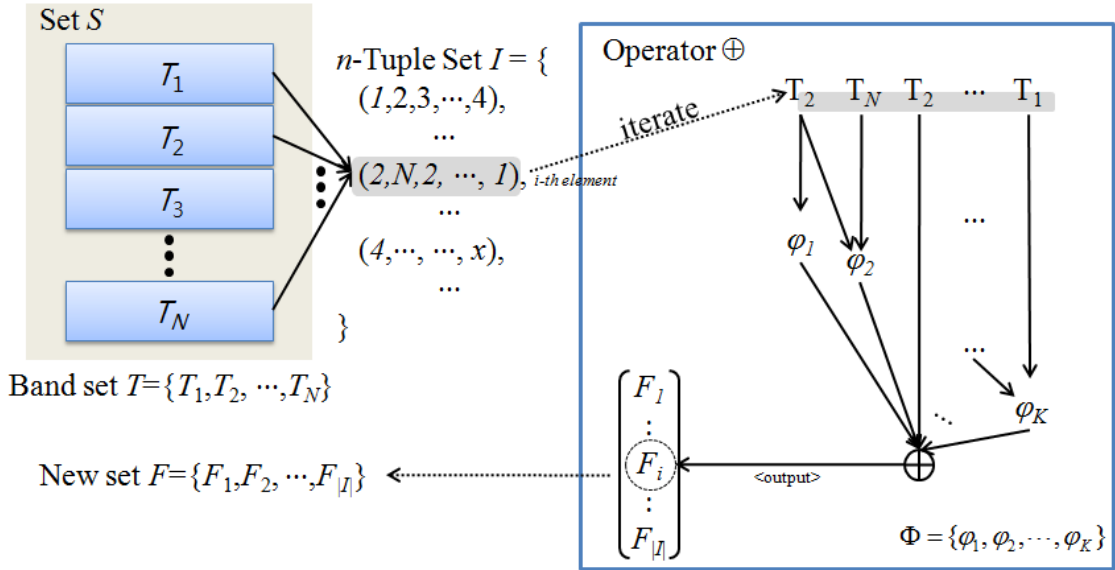


그림 2. *n*-TBT 작동 예
Fig. 2. An operation example of *n*-TBT

하는 방법 및 검색을 위해 디스크립터 간의 거리 측정 함수에 대해 기술한다. *n*-TBT를 사용하기 위해서는 사용자 정의 밴드 집합, *n*-tuple 인덱스 집합, *n*-tuple 연산자, 관계함수 집합들을 설계해야 한다.

3.1 Average *n*-TBT(An-TBT)

*N*개의 분할 된 영역에서 각 영역의 원소들의 값 $P(x,y)$ 의 평균값을 디스크립터로 사용하는 경우 *N*개의 영역을 밴드 집합 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_N\}$, *n*-tuple 인덱스 집합 $I_{SEQ} = \{1, 2, \dots, |I|\}$, 연산자(\oplus)는 $\oplus_{AVE} = \left(\frac{\sum_{(x,y) \in T_i} P(x,y)}{|T_i|} \right)$, 관계함수 집합 Φ 는 공집합(\emptyset)으로 표현할 수 있다.

즉, An-TBT로 생성된 집합을 $F = (T, I_{SEQ}, \emptyset, \oplus_{AVE})$ 로 표현할 수 있으며 잡음에 매우 강인한 속성을 가지고 있다.

3.2 Sector *n*-TBT(Sn-TBT)

주어진 *N*개의 트랙이 각각 *k*개의 섹터로 구성된 영역에서 각 섹터의 평균 화소값들의 관계를 활용하여 트랙의 특징을 추출할 경우 *n*-TBT설계는 그림 4과 같이 *N*번째 트랙 위에 섹터 밴드 집합 $S_N = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ 를 정의하면, 이를 적용하여 밴드 내에 모든 화소의 값을 평균화 시킨 새로운 평균화된 집합 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_{k=|I_{SEQ}|}\}$ 를 얻는다.

섹터기반 인덱스 집합 생성방법은 단순한 두 개의 인덱스 조합인 2-tuple $I_{2Cn} = \{(1,2), (1,3), \dots, (n-1,n)\}$, 양끝이 연결된 인접한 섹터 밴드들 간에 인접 2-tuple I 는 $I_{2Rn}^{Circular} = \{(1,2), (2,3), (3,4), \dots, (n-1,n), (n,1)\} |n=|T|$, 대칭인 섹터들 간에 대칭 2-tuple I 는 $I_{2Si}^{Circular} = \left\{ \left(1, 1 + \frac{n}{2} \right), \left(2, 2 + \frac{n}{2} \right), \dots, \left(\frac{n}{2}, n \right) \right\} |n=|T|$, 조합될 가운데 섹터를 중심으로 양쪽을 조합하는 세 개의 인접 섹터 3-tuple I 는 $I_{3Rn}^{Circular} = \{(1,2,n), (2,1,3), \dots, (n-1,n,n-2), (n,1,n-1)\} |n=|T|$ 등 다양하게 정의 할 수 있으며, 두 값의 변화량을 측정하는 관계 함수 집합도 2-tuple $\Phi_- = \{\varphi_{2,-}(a,b) = a-b\}$, 3-tuple 관계 함수 집합 $\Phi_{3,-} = \left\{ \varphi_{3,-}(a,b,c) = \frac{2a-(b+c)}{2} \right\}$, 연

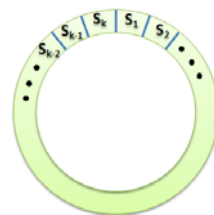


그림 3. *N*번째 트랙 섹터 밴드 공간
Fig. 3. Sector band space on a *N*-th Track

산자 $\oplus_{SUMA} = \sum_{(i,j,\dots) \in I_k \in I} |\varphi(A_i, A_j, \dots)|$, $\varphi \in \Phi$ 은 관계 함수의 결과들의 절대값의 합을 계산 할 수 있다.

위에서 설계한 밴드집합, 인덱스 집합, 연산자 및 관계 함수 집합을 이용하여 다양한 특징들을 추출 할 수 있는 특화된 함수를 생성할 수 있다. 먼저 두 섹터 간에 조합에 변화량을 측정하기 위해서는 $F=(T, \{I_{2Cn}\}, \Phi_{-}, \oplus_{SUMA})$ 로 특징을 추출할 수 있다. 여기서 $\{I_{2Cn}\}$ 은 2-tuple 집합 I_{2Cn} 을 원소로 하고 집합의 크기는 1이다. $F=(T, \{I_{2Rn}^{Circular}\}, \Phi_{-}, \oplus_{SUMA})$ 는 인접한 두 섹터 간에 차이이고, $F=(T, \{I_{2Sn}^{Circular}\}, \Phi_{-}, \oplus_{SUMA})$ 는 대칭 섹터들 간에 차이이다. $F=(T, \{I_{3Rn}^{Circular}\}, \Phi_{3,-}, \oplus_{SUMA})$ 는 조합될 수 있는 인접한 세 섹터들 간에 차이를 계산한다. 이 특화된 n -TBT들은 원 형태로 이루어진 집합 형태에서 인접한 순서가 유지되는 이동 변환에 불변한 특징을 추출할 수 있다.

3.3 Track n -TBT(Tn -TBT)

주어진 영역을 N 개의 트랙밴드로 분할하여, 트랙 밴드와 관련된 사용자 정의 인덱스 집합, 연산자 및 관계 함수 집합들을 설계하여 로컬 영역의 특징을 추출한다. 그림 4는 로컬 영역을 네 개의 트랙 밴드 집합 경우 n -TBT 설계의 예로 들었다. 트랙 밴드 설계 시 원점에 가까운 구멍(hole) 영역은 수치적으로 불안한 요인(singularity)이 존재하므로^[1], 로컬 영역의 특성을 추출하는데 반영하지 않는다.

트랙기반 인덱스 집합 설계는 그림 4와 같은 주어진 로컬 영역일 경우 총 네 개의 트랙 밴드로 묶었기 때문에 최대 4개까지 인덱스 조합이 가능하므로, 3-tuple $I_{3Cn} = \{(x,y,z) \mid \text{밴드 집합 } T \text{의 인덱스 } I \text{ 집합에서 } \oplus \text{에 수학적으로 동치인 중복 없는 원소 } (x,y,z) \}$ 과 4-tuple $I_{4Cn} = \{(w,x,y,z) \mid \text{밴드 집합 } T \text{의 인덱스 } I \text{ 집합에서 } \oplus \text{에 수학적으로 동치인 중복 없는 원소 } (w,x,y,z) \}$ 을 정의한다. 또한 4-tuple 관계 함수 집합은 $\Phi_{4,-} = \{\varphi_{4,-}(a,b,c,d) = (a+b) - (c+d)\}$ 으로 정의 하면 조합할 수 있는 두 쌍 간에 관계를 계산한다. 연산자 $\oplus_{PASS} = \varphi(T_i, T_j, \dots)$, $(i,j,\dots) \in I$, $\varphi \in \Phi$ 정의하여 관계 연산자 결과를 그대로 반영하여, 연산자 \oplus_{PASS} 는 인덱스 집합 구성에 민감하게 작용한다.

특화된 $F=(T, I_{2Cn}, \Phi_{-}, \oplus_{PASS})$, $F=(T, I_{3Cn}, \Phi_{3,-}, \oplus_{PASS})$ 과 $F=(T, I_{4Cn}, \Phi_{4,-}, \oplus_{PASS})$ 을 사용하여 사용

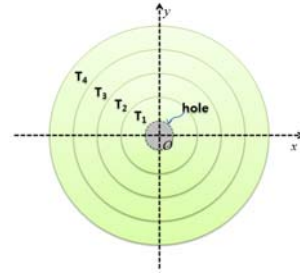


그림 4. 트랙 밴드 공간
Fig. 4. Track band space

자 정의한 트랙 밴드 집합 당 총 세 개의 특징을 추출 할 수 있으며, 트랙 밴드 집합 $T=\{T_1, T_2, T_3, T_4\}$, $F=(T, I_{2Cn}, \Phi_{-}, \oplus_{PASS})$ 은 트랙 순서에 민감한 새로운 집합을 생성한다.

3.4 디스크립터 추출

앞에서 기술한(1, 2과 3절) 사용자 정의 함수들을 이용하여 n -TBT 기법을 재귀적으로 적용하면 밝기 변환(brightness changes), 잡음(noise) 및 회전 등에 강인한 디스크립터를 생성할 수 있다. 기존의 Concentric Circle Partition^[6] 방법은 Average, Average Difference, Symmetrical Difference와 Circular Difference Distribution 네 가지 성질을 사용한 n -TBT의 특수한 형태로 표현이 가능하다.

고해상도 표준 영상으로부터 주어진 왜곡된 질의 영역과 유사한 영역을 찾기 위한 트랙-섹터 기반의 디스크립터(Γ)는 다음의 Type 1과 Type 2로 구성 된다.

Type 1:

$$A^N = F_{AVE}(\{S_1, S_2, \dots, S_k\} = S^N, I_{SEQ} \emptyset, \oplus_{AVE})$$

$$T_N^1 = F(A^N, I_{2Cn}, \Phi_{-}, \oplus_{\Sigma A})$$

$$T^1 = \{T_1^1, T_2^1, \dots, T_N^1\}$$

$$\Gamma_1 = F(T^1, I_{2Cn}, \Phi_{-}, \oplus_{PASS})$$

$$\Gamma_2 = F(T^1, I_{3Cn}, \Phi_{3,-}, \oplus_{PASS})$$

$$\Gamma_3 = F(T^1, I_{4Cn}, \Phi_{4,-}, \oplus_{PASS})$$

Type 2:

$$T^2 = F_{AVE}(T_1, T_2, \dots, T_k, I_{SEQ} \emptyset, \oplus_{AVE})$$

$$\Gamma_4 = F(T^2, I_{2Cn}, \Phi_{-}, \oplus_{PASS})$$

$$\Gamma_5 = F(T^2, I_{3Cn}, \Phi_{3,-}, \oplus_{PASS})$$

$$\Gamma_6 = F(T^2, I_{4Cn}, \Phi_{4,-}, \oplus_{PASS})$$

$$\therefore \text{Local Descriptor } \Gamma^{\text{set}} = \{\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4, \Gamma_5, \Gamma_6\}$$

여기서 T_N^1, T_N^2 의 위 첨자 1과 2는 Type 1과 Type 2를 각각 표현하고, 아래 첨자 N 은 N 번째 트랙을 표현한다. A^N 과 S^N 에서 위첨자 N 은 N 번째 트랙을 표현한다. S_k 의 아래 첨자 k 는 k 번째 섹터를 의미한다.

그림 5와 그림 6은 Type 1과 Type 2를 사용하여 로컬 디스크립터를 추출하는 방법을 도식화 하였다. 그림 5는 트랙-섹터 공간에서 2번의 *n*-TBT 과정(An-TBT와 Sn-TBT)을 적용한 것으로 N 개의 트랙개수에 해당하는 N 개의 2차 섹터 밴드 집합으로 구성된 Type 1 집합 $T^1 = \{T_1^1, T_2^1, \dots, T_N^1\}$ 을 얻는다. Type 1 추출 과정에서 첫 번째 과정은 각 밴드 집합 내의 원소들의 평균값으로 $F_{AVE}(T, I_{SEQ}, \emptyset, \oplus_{AVE})$ 을 적용하여 잡음에 강한 속성을 지닌 집합 A^N 를 추출한다. 두 번째 변환 과정은 A^N 의 원소들인 섹터들 간에 관계성(relationship)을 계산하여 N 번째 트랙을 대표하는 한 개의 Type 1의 원소인

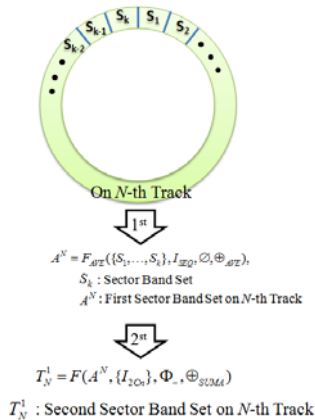


그림 5. Sn-TBT 예
Fig. 5. Sn-TBT example

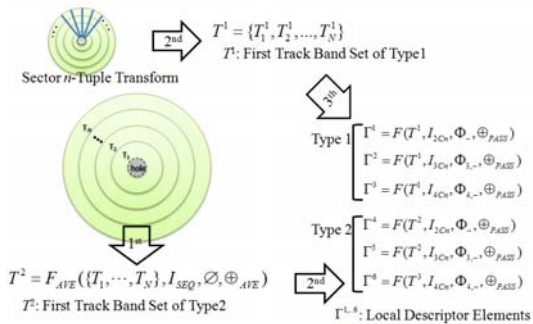


그림 6. Tn-TBT 예
Fig. 6. An example of Tn-TBT

T_N^1 에 특징을 얻는다.

Type 2 집합은 로컬 영역을 N 개의 트랙으로 트랙 밴드 집합 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_N\}$ 으로 정의한 후, 그림 6의 T^2 가 트랙 기반을 둔 An-TBT으로 생성된 집합이다. 최종적으로 Type 1 집합 T1과 Type 2 집합 T2을 그림 6과 같이 Tn-TBT를 각각 적용하여 로컬 디스크립터 $\Gamma = \{\Gamma^1, \Gamma^2, \Gamma^3, \Gamma^4, \Gamma^5, \Gamma^6\}$ 을 추출할 수 있다.

3.5 디스크립터 이진화

임의의 집합 $S \subset \mathbb{R}$ 가 있을 경우, 이 집합을 표현하는 방법으로 이진화를 많이 사용한다¹⁶⁻⁸¹. 이 이진화의 장점은 비교적 빠른 거리 계산과 적은 용량을 가진다. 그러나 실수 집합을 이진으로 표현하므로 상대적으로 많은 정보를 손실하여 다른 집합과 차별성(distinction)을 잃어버릴 수 있다. 본 논문에서 적용한 이진화 방법은 다단계 임계화(MLST, Multiple Level-Set Thresholding) 방법과 국소적 극값(LE, local extrema) 추출 방법을 활용하였다. MLST는 사용자 임계 상수 M 에서 다수개의 α 배를 임계값(threshold value)들로 정의하고 집합 S 를 이진화 한다. 수식 2는 LST를 수식화한 것이다.

$$L_i^j = \begin{cases} 0 & \text{if } S_i > \alpha \cdot M \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

$$A = \{\alpha_1, \dots, \alpha_j\} \subset \mathbb{R}^+, S \subset \mathbb{R}$$

여기서 집합 S 는 실수형 로컬 디스크립터, M 은 사용자 정의 임계 상수, 집합 A 는 임계값 M 의 α 배를 하는 알파 배수 집합(alpha multiplier set)이다. 여기서 인덱스 i 는 집합 S 의 i 번째 원소를 나타내고, 인덱스 j 는 알파 배수 집합의 j 번째 원소를 가르친다. 능동형 MLST(AMLST, Adaptive MLST)는 사용자 정의 임계 상수(M)를 집합 S 내의 최댓값(max(S))으로 정하여 집합 S 의 원소들의 값에 분포에 따라서 능동적으로 임계처리를 하는 것이다.

LE 추출 방법은 집합 S 내의 극점인 위치에 여부에 따라서 1또는 0을 할당하는 방식이다. 수식 3은 집합 S 를 극값에 기반 한 이진화 과정을 수식화한 것이다.

$$E_i = \begin{cases} 1 & \text{if } is_extrema(i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, S \subset \mathbb{R} \quad (3)$$

여기서 집합 S 는 실수형 로컬 디스크립터,

$is_extrema(\bullet)$ 는 집합 S 의 i 번째 원소가 극값 여부를 판단하는 함수이다. 최종적으로 MLST, AMLST와 LE 방법을 거쳐 이진화된 집합($B=\{L_i^j, E_i\}$)을 얻을 수 있다. 실험에서는 AMLST(alpha multiplier set $A=\{0.35, 0.65\}$)와 LE 방법을 사용하여 얻어진 이진화 집합 B 를 로컬영역의 이진 디스크립터(binary descriptor)로 사용하며, 디스크립터 크기는 214bit이다

주어진 두 디스크립터 간의 거리는 두 디스크립터들의 각 bit들에 대해 XOR 연산 (수식 4 참조)을 사용하여 서로 다른 bit 값을 갖는 개수로 측정하였으며, 측정값이 0에 가까울수록 유사성이 높은 결과를 얻을 수 있다.

$$D(A, B) = \sum_{i=1}^K A_i \otimes B_i, A_i \in A, B_i \in B \quad (4)$$

IV. 유사영역 검색

표준 영상에서 질의 영역을 검색하기 위해 각각 3.4절에서 설계한 디스크립터를 추출한다. 디스크립터를 추출하기 위해서는 트랙젝터의 중심점이 필요하다. 질의 영역 경우 질의 영역의 센터점을 기준으로 Shi와 Tomasi 필터^[2] 결과에서 지역 최댓값이 크면서, 센터에 가까운 L 개의 (최대 17개) 특징점을 중심점들로 사용하며, 표준 영상 경우 질의 영역에 포함될 가능성 있는 특징점들을 추출하기 위해 Shi와 Tomasi 필터 결과값에서 임계값 조건을 만족하며 지역 최댓값을 갖는 점들을 중심점들로 사용한다.

검색은 질의영상의 각 특징점에 대한 디스크립터와 유사한 표준영상 디스크립터의 대응점을 찾는 과정과 질의 영역의 센터에 대응되는 표준 영상의 질의점(query point)을 찾는 과정으로 나누어 수행한다.

대응점을 찾는 과정은 특징점 중심으로 추출된 질의 영역 디스크립터들과 표준영상 디스크립터들 간의 거리가 임계값 보다 작은 조건을 만족하는 대응점의 좌표 (qx, qy, qid)와 (ox, oy) 쌍을 찾는다. (qx, qy, qid)에서 (qx, qy)는 질의 영역의 중심으로 부터 상대적으로 떨어진 좌표이고, qid 는 질의 디스크립터의 고유식별 번호와 대응되며 (ox, oy)는 표준 영상 디스크립터의 중심점 좌표이다.

질의점을 찾는 과정은 대응점 과정에서 찾은 대응점 정보(qx, qy, qid)와 (ox, oy)를 활용하여 3차

원 밀집도 맵 생성, 2차원 유사도 맵 생성과 유사도 맵을 기준으로 질의점을 결정하는 3과정으로 나뉜다. 3차원 밀집도 맵 생성과정은 표준 영상($M \times N$) 크기와 질의 영역의 디스크립터 최대 개수(L) 크기의 0으로 초기화된 $M \times N \times L$ 인 3차원 밀집도 맵 (D_{map})을 생성한 후, 디스크립터 기반 대응점 찾는 과정으로부터 얻어진 모든 대응점 (qx, qy, qid)와 (ox, oy)의 정보를 이용하여, 한 대응점씩 질의점이 있을 확률을 수식 5를 사용하여 D_{map} 의 값을 갱신한다. 즉, 기존의 D_{map} 의 값과 새롭게 계산된 확률 값 중에서 큰 값으로 갱신하는 것으로 수식 6은 (ox, oy)를 중심으로 질의점이 존재할 확률 분포도이다.

$$D_{map}(x, y, qid) = \max(D_{map}(x, y, qid), P(x, y)) \quad (5)$$

$$P(x, y) = e^{-\frac{((\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 - r^2)/r^2}{\sigma}}, \quad (6)$$

$$\Delta x = (x - ox), \Delta y = (y - oy)$$

여기서 수식 6은 원점(ox, oy)을 중심으로 $\sigma = 0.08$ 을 적용하였을 때 그림 7과 같이 둥근 서클을 생성하는 확률 분포를 가지며, r 은 $\sqrt{qx^2 + qy^2}$ 이다. 최종적으로 생성된 3차원 밀집도 맵(D_{map})은 각각의 디스크립터 당 질의점이 있을 확률 분포도이므로, 모든 디스크립터의 질의점이 될 확률을 구하기 위해 L 축을 기준으로 누적하여 3차원에서 2차원으로 차원 축소된 유사도 맵(Sim , similarity map)을 생성한다(수식 7 참조). 질의점 결정 과정은 유사도 맵(Sim)에서 임계값보다 크면서 지역 최댓값(local maxima) 조건을 만족하는 점(sx, sy)들이 질의점이 되며, 질의점과 질의 영역의 센터와의 유사도는 $Sim(sx, sy)$ 값으로 대응된다.

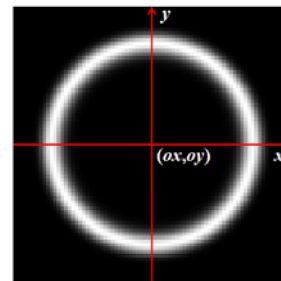


그림 7. 질의 점 확률 분포도
Fig. 7. Query point probably distribution

$$Sim(x,y) = \sum_{i=1}^L D_{map}(x,y,l) \quad (7)$$

V. 실험결과

2k×2k표준영상 100개를 대상으로 임의적으로 230개의 127×127 크기의 질의영역을 선정한 후 잡음추가(15, 25와 45, noise), 객체(1, 2와 3개, obj)를 임의적으로 추가, 위치 변환(±3, ±6 pixels, trans), 회전(π±10°, nπ±25°, nπ±45°, rot) 등 단순 왜곡들과 “잡음과 회전(noise+ rot)”, “잡음과 객체(noise+ obj)”, “잡음, 회전 과 객체(noise+rot+obj)”, “잡음, 회전, 객체 및 이동(noise+rot+obj+trans)”과 “객체와 이동(obj+trans)”등의 복합 왜곡 등 47가지의(표 1 왜곡종류 참조), 그림 8은 왜곡된 질의 영상의 일부 예제들, 그림 9는 표준영상의 예이다.

그림 10은 질의 영역에서 추출한 최대 17개의 중심점에서 디스크립터를 추출할 영상(57×57) 예이고, 그림 11은 질의 영상의 각 디스크립터에 대해 임계값(20) 미만이고 유사도가 높은 표준 영상에서의 대응되는 결과 영상들의 예이다.

왜곡된 질의 영상 10,810개와 표준영상 100개를 대상으로 실험한 결과는 표 1과 같다. 표 1에서 1 순위는 질의영역을 유사도 측정에서 제일 높은 값으로 정확하게 찾은 질의 영상 수를 나타내며, 5순위 이내는 유사성 값을 높은 순으로 정렬하였을 경우 5순위 이내에 질의영상을 찾은 결과 값을 뜻한다. 복합 왜곡과 세 개의 물체를 임의로 삽입한 obj3 왜곡 경우 단순 왜곡 질의영상에 비해 검색 성능이 다소 떨어진 것은 새로운 물체의 삽입(즉,

강한 신호가 질의영역에 삽입)이거나, 표준 영상에

표 1. 질의 영역 검색 결과
Table 1. Retrieval results with query regions

왜곡 종류	1순위	1순위%	5순위 이내	5순위 이내%
noise15	205	89.13	210	91.30
noise25	201	87.39	210	91.30
noise45	191	83.04	201	87.38
obj1	195	84.78	206	89.56
obj2	192	83.47	198	86.08
obj3	168	73.04	182	79.12
trans3	202	87.82	212	92.16
trans6	205	89.13	211	91.72
rot10	202	87.82	210	91.30
rot25	202	87.82	210	91.30
rot45	208	90.43	213	92.60
noise15+obj1	192	83.47	201	87.38
noise15+obj1+trans3	193	83.91	203	88.26
noise15+obj1+trans6	198	86.08	203	88.26
noise15+obj2	178	77.39	188	81.72
noise15+obj2+trans3	186	80.86	195	84.78
noise15+obj2+trans6	173	75.21	182	79.12
noise15+obj3	166	72.17	179	77.82
noise15+obj3+trans3	164	71.30	182	79.12
noise15+obj3+trans6	161	70.00	174	75.64
noise15+rot10	200	86.95	209	90.86
noise15+rot10+obj1	196	85.21	204	88.68
noise15+rot10+obj1+trans3	194	84.34	202	87.82
noise15+rot10+obj1+trans6	193	83.91	201	87.38
noise15+rot10+obj2	181	78.69	190	82.60
noise15+rot10+obj2+trans3	176	76.52	191	83.04
noise15+rot10+obj3	163	70.86	170	73.90
noise15+rot25	202	87.82	208	90.42
noise15+rot25+obj1	185	80.43	202	87.82
noise15+rot25+obj1+trans3	194	84.34	205	89.12
noise15+rot25+obj1+trans6	188	81.73	198	86.08
noise15+rot25+obj2	183	79.56	191	83.04
noise15+rot25+obj2+trans3	181	78.69	190	82.60
noise15+rot25+obj3	159	69.13	172	74.78
noise15+rot45	203	88.26	208	90.42
noise15+rot45+obj1	192	83.47	205	89.12
noise15+rot45+obj1+trans3	184	80.00	191	83.04
noise15+rot45+obj1+trans6	194	84.34	198	86.08
noise15+rot45+obj2	165	71.73	183	79.56
noise15+rot45+obj2+trans3	175	76.08	184	80.00
noise15+rot45+obj3	165	71.73	174	75.64
obj1+trans3	196	85.21	206	89.56
obj1+trans6	202	87.82	205	89.12
obj2+trans3	185	80.43	194	84.34
obj2+trans6	179	77.82	186	80.86
obj3+trans3	157	68.26	172	74.78
obj3+trans6	160	69.56	175	76.08
평균	185.83	80.79	195.40	84.95

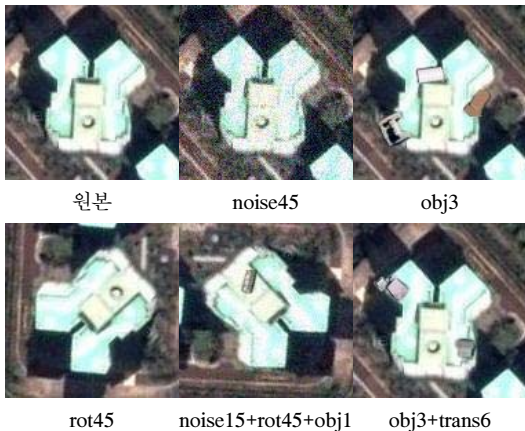
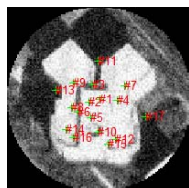


그림 8. 왜곡된 일부 질의 영상
Fig. 8. Some modified query images



그림 9 2048×2048 표준 영상 예
Fig. 9. A 2048×2048 image example

서 특징이 잘 나타나지 않는 영역에서 특징점이 질의 영역에서 추출되는 특징점들의 불일치에 기인한 것으로 판단되며, 이는 왜곡에 강인한 특징점들을 추출하는 방법의 개선으로 성능을 높일 수 있다.



127×127, noise45의 질의 영역

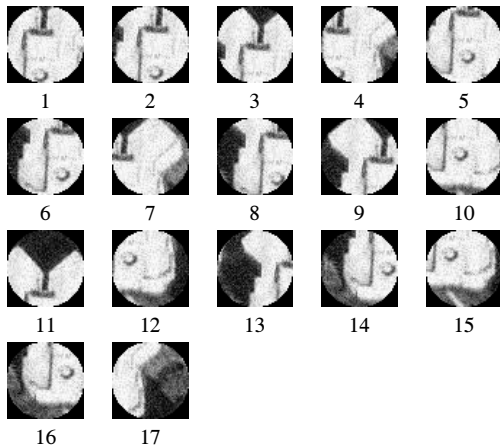


그림 14. 추출된 특징점을 중심으로 갖는 디스크립터 생성을 위한 로컬 영상
Fig. 11. Local regions around feature points to extract their local descriptor

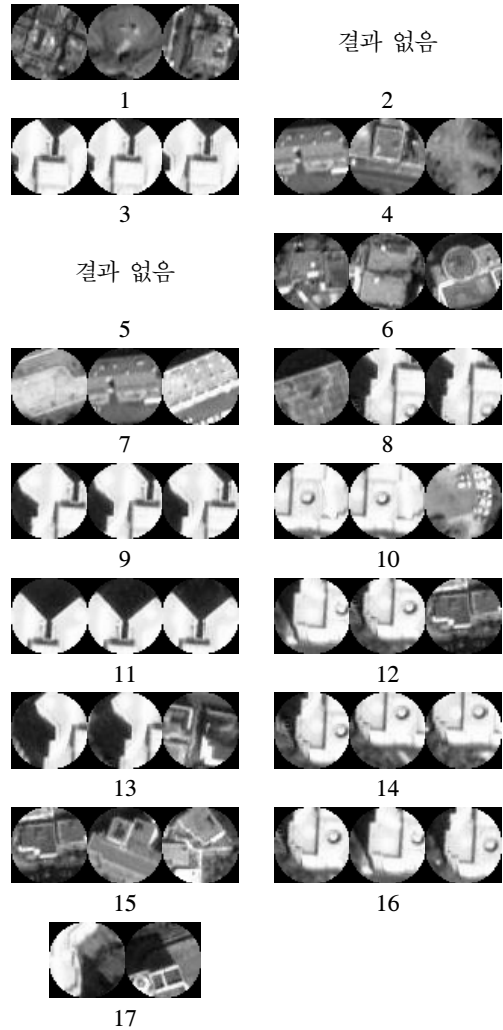


그림 11. 질의 영역 디스크립터에 대응 되는 상위 3개 표준 영상 상에서의 영역
Fig. 11. Top three retrieved local regions in the standard image in figure 9 related to the local descriptors of the query image in figure 10

VI. 결론

본 논문에서는 밴드 집합, 인덱스 집합, 관계 함수 집합 및 연산자로 구성된 n -TBT를 제안하였다. 이 n -TBT 방법은 주어진 집합을 그룹화 하여 그룹 끼리에 관계 함수를 사용하여 연관성을 계산하고, 연산자를 이용하여 결과를 취합, 재귀적으로 새로운 집합을 생성함을 보였으며 다양한 사용자 정의 함수에 의해 다양한 특징 추출로 확대 가능하다.

또한 An -TBT, Sn -TBT, Tn -TBT 설계 과정과 이를 응용하여 고휘상도 표준 영상으로부터 주어진

왜곡된 질의 영역과 유사한 영역을 찾기 위한 트랙-섹터 기반의 214 bit 크기의 디스크립터를 추출하여, 검색하는 실험을 하였으며, 실험 결과 다양한 왜곡에 대해 높은 검색 성능을 보였으며, 왜곡에 강인한 특징점 추출 방법을 개선하면 더 높은 검색 성능을 보일 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] P.E. Zwicke and Z. Kiss, "A new implementation of the Mellin transform and its application to radar classification," *IEEE trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.5, 2, pp.191-199, March 1983.
- [2] Jianbo Shi and Carlo Tomasi, "Good Features To Track," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.593-600, 1994.
- [3] S.R. Deans, "The Radon Transform and Some of Its Applications," *Krieger*, 1983.
- [4] Alexander Kadyrov and Maris Petrou, "The Trace Transform and Its Applications," *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, 8, pp.811-828, August 2001.
- [5] P.V.C. Hough et. al., "Methods and Means for Recognizing Complex Patterns," *U.S. Patent 3,069,654*, December 1962.
- [6] Ik-Hwan Cho et. al., "Very Fast Concentric Circle Partition-Based Replica Detection Method," *Lecture Notes in Computer Science PSIVT 2007*, Vol.4872, pp.905-918, 2007.
- [7] Paul Brasnett and Miroslaw Bober, "Fast and robust image identification," *ICPR2008*, pp. 1-5, December 2008.
- [8] J.S. Seo, J. Haitisma, T. Kalker and C.D. Yoo, "A robust image fingerprinting system using Radon transform," *Signal Processing: Image Communication*, 19, pp.325-339, 2004.
- [9] S.G. Mallet, "A Wavelet Tour of Signal Processing," *Academic Press*, 1999.
- [10] Chui, Charles K. "An Introduction to Wavelets," *San Diego: Academic Press*, 1992.

전 혁 준 (Hyeokjune Jeon)

정회원



2004년 우송대학교 컴퓨터학과
과 학사
2008년 충남대학교 컴퓨터공학과 석사
2008년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 박사과정
<관심분야> 패턴인식, 컴퓨터비전, 인공지능

양 승 범 (SeungBeom Yang)

준회원



2009년 충남대학교 컴퓨터공학과 학사
2009년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 석사과정
<관심분야> 머신러닝, 패턴인식, 멀티미디어

방 준 원 (Joonwon Bang)

준회원



2008년 충남대학교 컴퓨터공학과 학사
2008년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 석사과정
<관심분야> 머신러닝, 패턴인식, 컴퓨터비전

배 경 훈 (Kyung-Hoon Bae)

준회원



2001년 광운대학교 전자공학과 학사
2003년 광운대학교 전자공학과 석사
2005년 Columbia Southern University MBA
2006년 광운대학교 전자공학과 박사

2006년 Stanford University 최고경영과정 수료

2007년 국제예술과학 및 통신협회(WCASC) 부회장

2006년~현재 삼성탈레스 종합연구소 선임연구원

<관심분야> 무인정찰기, 무인화로봇, 영상통신

황 치 정 (Chi Jung Hwang)

준회원



1975년 서강대학교 수학과 학사

1979년 서강대학교 수학과 석사

1981년 뉴욕주립대학 수학과 석사

1985년 University of Connecticut 전산학 석사

1987년 University of Connecticut 전산학 박사

1988년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 교수

2006년~현재 충남대학교 차세대정보기술 SW인력 양성사업단(BK21) 단장

<관심분야> 영상처리, 패턴인식