

다중 클래스 SVM과 주석 코드 배열을 이용한 의료 영상 자동 주석 생성

박 기 희[†] · 고 병 철^{**} · 남 재 열^{***}

요 약

본 논문은 의료 영상 중 X-ray 영상에 대한 효과적인 분류와 자동 주석 생성을 위한 방법을 제안한다. X-ray 영상은 일반 자연 영상과는 다르게 영상 내에 중요한 의미를 가지고 있는 관심 영역과 어두운 단색의 배경으로 구성된 특징을 가지고 있으므로 본 논문에서는, 영상의 중요영역에서 헤리스 코너 검출기를 이용한 색 구조 기술자(H-CSD)로 색 특징을 추출하고, 질감 특징을 위해 경계선 히스토그램 기술자(EHD)를 사용하였다. 추출된 두 개의 특징 벡터들은 각각 다중 클래스 Support Vector Machine에 적용되어 20개의 카테고리 중 하나로 영상을 분류한다. 마지막으로, 영상은 미리 정의된 카테고리의 계층적인 관계와 우선 순위에 기반하여 주석 코드 배열(Annotation Code Array)을 부여 받고 이를 이용하여 다수의 최적 키워드를 얻으며 갖게 된다. 실험에서는 제안한 주석 생성방법을 관련 연구 방법과 비교하여 성능이 개선되었음을 보여주고 있다.

키워드 : H-CSD, EHD, 다중 클래스 SVM, 주석 코드 배열, MISS

Medical Image Automatic Annotation Using Multi-class SVM and Annotation Code Array

Ki-Hee Park[†] · ByoungChul Ko^{**} · Jae-Yeal Nam^{***}

ABSTRACT

This paper proposes a novel algorithm for the efficient classification and annotation of medical images, especially X-ray images. Since X-ray images have a bright foreground against a dark background, we need to extract the different visual descriptors compare with general nature images. In this paper, a Color Structure Descriptor (CSD) based on Harris Corner Detector is only extracted from salient points, and an Edge Histogram Descriptor (EHD) used for a textural feature of image. These two feature vectors are then applied to a multi-class Support Vector Machine (SVM), respectively, to classify images into one of 20 categories. Finally, an image has the Annotation Code Array based on the pre-defined hierarchical relations of categories and priority code order, which is given the several optimal keywords by the Annotation Code Array. Our experiments show that our annotation results have better annotation performance when compared to other method.

Keywords : H-CSD, EHD, Multi-class SVM, Annotation Code Array, MISS

1. 서 론

의료 영상은 환자 진단, 의학 요법, 수술 계획, 의학적 증명과 훈련 등에서 중심적인 역할을 하고 있다. 특히, 최근 다양한 의료 영상이 디지털화 됨에 따라 보다 쉽게 의료 영상을 진단보조에 사용하기 위한 인텍싱 및 검색에 대한 요구가

가 날이 증가하고 있다. 이러한 요구를 반영하여 의학 분야에서는 영상처리, 통신, 데이터베이스 등 다양한 기술을 바탕으로 만들어진 의료 지원 시스템 PACS (Picture Archiving Communication System)와, 의료 영상용 표준 네트워크 프로토콜인 DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)등이 제정되었다 [1]. 하지만, 기존의 텍스트 기반 검색을 위해서는 관리자가 일일이 의료 영상에 대해 텍스트를 부여하고 그 종류에 따라 분류하는 작업을 거쳐야 한다. 이러한 방법은 검색의 정확성이 뛰어난에도 불구하고 비용적 측면이나 시간적 측면에서 매우 비효율적인 방법이다. 따라서, 텍스트기반의 한계를 극복하기 위해 영상에 포함되어 있는 특징 값들을 추출하여 검색에 사용하

※ 본 연구는 지식경제부 지방기술혁신사업(RTI04-01-01) 지원으로 수행되었습니다.

[†] 준 회원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 석사과정

^{**} 성 회원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수

^{***} 성 회원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수: 2009년 2월 17일

수정일: 1차 2009년 4월 11일

심사완료: 2009년 4월 13일

는 내용기반 검색 방법과 영상을 종류에 따라 분류하는 영상 분류 방법이 지난 10여 년간 꾸준히 연구되어 오고 있다.

의료영상 중 본 논문에서 사용하는 X-ray영상은 흑백으로 구성되고, 배경과 전경이 뚜렷이 구분되는 특징을 가진다. 따라서 일반 자연영상에 비해 적용될 수 있는 특징 값이 제한적이며 자연영상과는 다른 분류 및 검색방법이 요구된다. 또한, 의료 전문가들은 영상 자체를 질의로 이용하는 내용기반 영상검색보다는 전통적인 키워드 방식의 검색방법에 익숙해져 있으므로 각 영상에 주석을 부여하고 영상을 비롯하여 텍스트를 기반으로 검색할 수 있는 환경을 구성할 필요성이 있다.

영상을 분류하고 자동으로 주석을 부여하는 기존 연구를 살펴보면 다음과 같다. Mueen[3]의 방법은 개념 계층 또는 클래스 계층 기반의 키워드로 다중 계층 자동 의료 영상 주석 삽입 및 검색 방법을 제안하였다. Li[4]의 방법은 영상을 표현하는 주석 중에 다수의 영상에서 나타나는 주석보다 일부의 영상에서 나타나는 주석들이 의미적으로 보다 정확한 키워드로 표현이 가능함을 가정하여, 영상 자동 언어 인덱싱(ALIP: Automatic Linguistic Indexing of Pictures) 방법을 제안하였다. Cusano[5]의 방법은 다중 클래스 SVM을 이용하여 영상을 서로 다른 7가지의 클래스로 영역으로 할당하고 주석을 부여하는 방법을 제안하였다. Chang[6]의 방법은 신뢰성이 높은 의미를 가진 단어들의 집합으로 영상을 표현하기 위하여 베이스 포인트 기계(Bayes Point Machines)를 사용하여 내용 기반의 주석(CBSA: Content-Based Soft Annotation) 부여 방법을 제안하였다. 기존 연구들 중 Mueen[3]의 방법을 제외한 나머지 연구들은 의료 영상이 아닌 자연 영상에 주석 삽입하는 방법임으로, 의료 영상에서 표현되는 해부학 및 병리학 등의 의료 전문지식이 결여되어 본 논문에서 사용된 X-ray영상의 특성을 반영하지 못한다는 한계점을 지닌다. 그러므로 의료 영상의 특성을 잘 반영하는 새로운 주석 생성 방법이 요구된다.

본 논문에서는 의료 영상의 분류 및 자동 주석 생성을 위한 새로운 방법을 제안한다. 의료 영상 분류를 위한 특징으로는 해리스 코너 검출 기반의 색 구조 기술자(H-CSD: Color Structure Descriptor based on Harris Corner)와 질감 특징을 위한 경계선 히스토그램 기술자(EHD: Edge Histogram Descriptor)를 사용한다. 추출된 특징 벡터들은 멀티 클래스 SVM에 각각 적용을 하고, 각 영상을 위한 멤버십 스코어를 얻는다. 주석 부여를 위하여 이들 H-CSD 및 EHD 멤버십 벡터들은 동일한 차원끼리 선형 결합하여 각 영상에 대해 가장 유사한 카테고리를 결정하여 주석 코드 배열(Annotation Code Array)을 설정하고, 생성된 주석 코드 배열은 의료 영상 검색에서 주석으로 변환되어 의료 영상을 표현하는데 사용된다.

본 논문의 2장에서 의료 영상 분류를 위하여 사용되는 영상 특징 추출자와 다중 클래스 분류자를 사용한 분류 방법을 소개한다. 3장에서 앞서 소개된 분류 방법을 통하여 제안하는 자동 주석 방법을 소개하며, 4장에서 제안하는 방법에 대한 성능 평가 실험으로 정확성과 적합성을 평가한다.

마지막으로 5장에서 결론과 향후 연구 방향에 대해 간략히 기술한다.

2. 의료 영상 분류 방법

본 장에서는 의료 영상의 효과적인 분류를 위하여 의료 영상에 적합한 특징을 추출하는 시각 특징 기술자와 다중 클래스 SVM을 이용한 분류방법을 설명한다.

2.1 시각 특징 기술자(Visual Feature Descriptor)

데이터베이스에 저장된 대용량의 의료 영상을 카테고리별로 보다 효과적으로 분류하고 진단하기 위하여, 특징 벡터는 먼저 데이터베이스에 저장된 각 영상에서 추출된다. 본 논문에서는 이전 연구[2]에서 사용되어 효과가 입증된 시각 특징 기술자를 적용하였다.

본 논문에서 사용된 특징 추출 기술자는 색 구조 기술자(CSD: Color Structure Descriptor)로 색상 특징을, 경계선 히스토그램(EHD: Edge Histogram Descriptor)로 질감 특징을 추출하였다. 특히, CSD는 해리스 코너 기술자를 사용하여 두드러진 관심 영역들에 대해서만 특징 값을 추출하는 H-CSD(Harris corner-Color Structure Descriptor)[2]를 제안하여 사용하였다. X-Ray영상은 명암정보만을 포함하고 있지만, Shim[2]등의 연구에서 H-CSD가 역시 좋은 결과를 보여주고 있음을 실험을 통해 증명하였다. 본 논문에서는 H-CSD를 위해 128차원의 특징벡터를 추출하고, EHD를 위해 기존 연구[9]에서 효과가 입증된 150차원의 특징 벡터를 추출하였다.

이렇게 추출된 특징 벡터들을 의료 영상 분류를 위하여 다중 클래스 Support Vector Machine에 적용하였다.

2.2 Support Vector Machine을 이용한 다중 클래스 분류

SVM은 패턴 분류 문제에 있어 좋은 일반화 성능을 제공한다. 게다가, SVM은 영상 분류를 결정하기 위한 실험적인 특징 값들을 요구하지 않음으로 본 논문에서는 의료 영상의 효과적인 분류를 위하여 SVM을 사용하였다.

본 논문에서는, X-ray 영상에서 신체 각 부분의 중요 부분을 중심으로 20개의 클래스로 분류하였다. 이에 따라 이산 SVM 대신에 일반적으로 성능이 우수하다고 알려진 RBF(Radial-Basis Function) 커널을 사용하는 다중 클래스 SVM을 사용하였다. 다중 클래스 SVM은 일반적으로 일대다(One-Against-All), 일대일(One-Against-One), 비순환 그래프(Directed Acyclic Graph)와 같은 방법들이 사용된다[9]. 본 논문에서는 분류 속도를 향상시키기 위해서 n 개의 분류자를 만드는 일대다 방법을 적용하였으며, 이 중 원래 클래스와 일치하는 i 번째 특징벡터들은 +1을 부여하고, 나머지 클래스의 특징벡터들은 -1을 부여하여 학습하는 방법을 사용하였다.

본 논문에서는 ImageCLEFmed2007[12]에서 사용된 IRMA (Image Retrieval in Medical Applications)의 X-ray 영상을

<표 1> 각 카테고리 별 이름과 학습 영상 수

카테고리	신체부분	학습 데이터 수	카테고리	신체부분	학습 데이터 수
1	가슴	100	11	손가락	100
2	골반	100	12	손목	100
3	머리정면	100	13	슬개골	100
4	머리측면	100	14	어깨	100
5	목	100	15	척추	100
6	무릎	100	16	흉부정면	100
7	발가락	48	17	흉부측면	100
8	발목정면	100	18	허벅지	47
9	발목측면	100	19	팔꿈치	21
10	손	100	20	발	38

사용하였으며[10], 학습 실행부분에서 신체구조의 해부학적 특징을 고려하여 20개의 중요 신체부위를 선정하여, 1,754 영상들을 20개의 영상 카테고리에서 임의로 선택하였다. 학습과정에서 두 개의 특징 벡터 H-CSD와 EHD는 각각 독립적으로 학습되어, 최종적으로 2n개의 SVM분류기가 생성된다.

2.3 다중 클래스 SVM을 이용한 의료영상 분류

SVM 학습 후, H-CSD와 EHD 특징 벡터와 함께 모든 데이터베이스 영상들을 일치하는 SVM 분류자에 넣고, 출력으로 카테고리 멤버십 스코어를 얻는다. 예를 들면, 입력영상 x 는 n 개의 SVM 분류자들에 적용되고 가장 높은 출력 스코어(d_j)가 최종 카테고리로 선택된다.

$$d_j(x) = \max_{i=1, \dots, n} d_i(x) \tag{1}$$

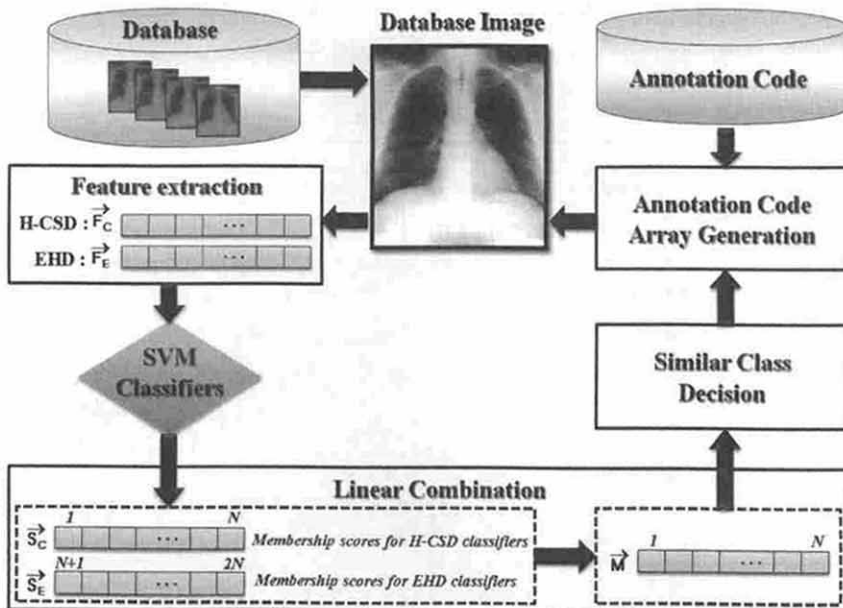
위 식에서 d_i 는 입력 x 영상들을 위한 i 번째 클래스에 대한 출력 스코어이다. 하지만 본 논문에서는 각 특징벡터에 대해 서로 다른 분류자를 학습시켰으므로, 분류 클래스를

결정하기 위해 수식 (1)를 사용하지 않고 2n개의 SVM 분류자 출력 스코어를 동일한 차원끼리 선형 결합하여 분류 클래스를 결정하는 수식 (2)와 수식 (3)을 제안하여 사용하였다.

(그림 1)에서, 데이터베이스 영상들을 위하여 추출된 특징 벡터 F_C 와 F_E (F_C : H-CSD 특징벡터, F_E : EHD 특징벡터)는 각각 2n개의 SVM(2x20) 분류자에 넣는다. 그러면 SVM 분류자는 각 특징 벡터를 위한 20개의 멤버십 스코어 S_C 와 S_E 를 출력한다. 마지막으로, 벡터 $M=[S_1, S_2, \dots, S_{20}]$ 은 다음 식을 사용하여 모든 카테고리 멤버십 스코어를 선형 결합하여 얻는다.

$$M_i = \frac{1}{2}(w_1 \cdot S_C[i] + w_2 \cdot S_E[i]) \tag{2}$$

수식 (2)에서 w_1 과 w_2 는 각 분류자에 의한 멤버십 스코어를 위한 가중치로, 이전 연구[13]에서 가장 좋은 분류 성능을 보여주었던 0.3과 0.7의 값을 설정하였다. 생성된 벡터 M 을 다음 식에 적용하여 가장 큰 i 번째 클래스로 분류되어 결정된다.



(그림 1) 영상 분류 및 주식 처리 과정

$$C = \arg \max_{i \in \{1, N\}} M_i \quad (3)$$

위 식에서 M_i 는 H-CSD와 EHD의 스코어 벡터를 선형 결합한 특징벡터의 i 번째 차원의 값이고, C 는 영상과 가장 유사한 카테고리를 나타낸다.

3. 의료 영상 자동 주석 방법

의료 영상에 대한 효과적인 주석을 생성하기 위하여 ImageCLEFmed2007[12]에서 사용된 IRMA(Image Retrieval in Medical Applications)의 주석 코드(Annotation Code)를 재정의하여 주석 코드 배열(Annotation Code Array)로 생성하였다. 생성된 주석 코드 배열은 의료 영상 검색에서 주석으로 변환되어 영상을 나타내는데 사용된다.

3.1 주석 코드(Annotation Code)

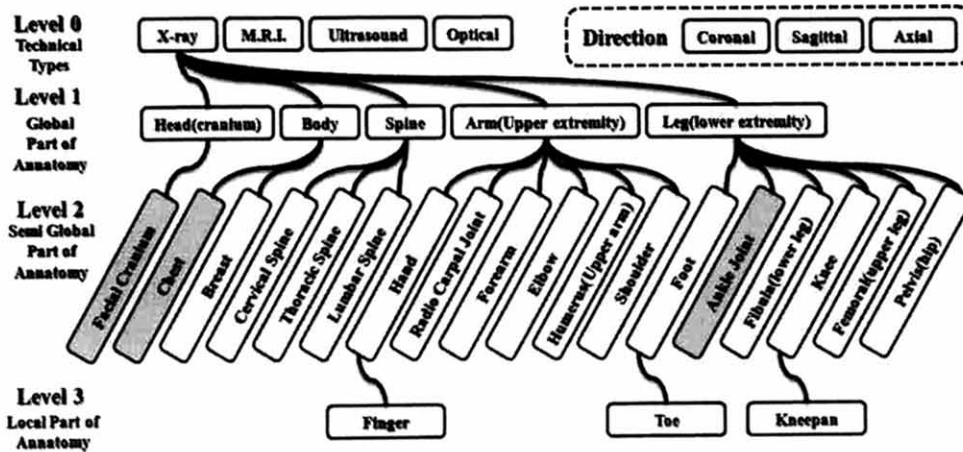
의료 영상 중 X-ray 영상은 해부학적으로 신체의 각 부

분 및 연결 부분으로 표현된다. 예를 들어 '손'은 상위 단계로는 '팔'에 연결되어 있고 하위 단계로는 '손가락'과 연결되어 있다. 이 점에 착안하여, ImageCLEFmed2007[12]에서 사용된 IRMA(Image Retrieval in Medical Applications)의 제안하는 독립 계층 구조의 주석 코드를 신체간의 관련성을 근거로 새로운 주석 코드로 재정의하였다.

주석 코드는 먼저 (그림 2)에서 보는 것처럼 계층 구조로 이루어져 있다. level 0은 의료 영상의 종류를 나타내고, level 1~3은 각 의료 영상의 해부학적인 세부 부분을 나타낸다. 본 논문에서는 X-ray영상만을 사용하므로 다른 의료 영상에 대해서는 하부 계층구조를 구성하지 않았다. 추가적으로 영상에서 신체의 방향을 나타내기 위하여 방향 부분을 추가하였다.

3.2 주석 코드 배열(Annotation Code Array) 생성과 자동 주석 의료 영상을 자동 주석 하기 위하여, <표 2>의 주석 코드를 이용하여 주석 코드 배열을 생성한다.

이전의 의료 영상 분류 단계에서 다중 클래스 SVM으로



(그림 2) 주석 코드의 계층 구조

<표 2> 주석 코드

Level	Annotation Code					
Direction (I)	Non- Direction (0)	Coronal (1)	Sagittal (2)	Axial (3)		
0 (I) Technical Types	Non-Types (0)	X-ray imaging (1)	M.R.I (2)	Ultrasound imaging (3)	Optical imaging (4)	
1 (R) Global Body Part	Non-Anatomy (0)	Head (cranium) (1)	Body (2)	Spine (3)	Arm (upper extremity) (4)	Leg (lower extremity) (5)
2 (R) Semi Global Body Part	Non-Anatomy (0)	Facial Cranium (1)	Chest (1) Breast (2)	Cervical Spine (1) Thoracic Spine (2) Lumbar Spine (3)	Hand (1) Radio Carpal Joint (2) Forearm (3) Elbow (4) Humerus (upper arm) (5) Shoulder (6)	Foot (1) Ankle Joint (2) Fibula (lower leg) (3) Knee (4) Femoral (upper leg) (5) Pelvis(hip) (6)
					Finger (1)	Toe (1) Kneecap (4)
3 (R) Local Body Part	Non-Anatomy (0)					

(I: Independent Annotation Code, R: Relate Annotation Code)

의료 영상을 분류할 때 사용된 20개의 카테고리는 주식 코드에서 level 2에 대부분 일치하며, 일부는 level 3과 일치한다. 그러므로 먼저 의료 영상을 분류하여 판단된 가장 유사한 카테고리과 일치하는 주식 코드를 주식 코드 배열의 첫 번째 배열로 할당하고, 신체간의 관련성을 근거로 하여 유사한 주식 코드를 추가하여 주식 코드 배열을 완성한다.

주식 코드 배열을 생성할 때 <표 3>의 우선순위를 사용한다.

주식 코드 배열을 생성하기 위한 주식 코드의 우선순위는 결국 영상에 부여된 주식의 우선순위를 의미한다. 우선순위는 영상의 특징점을 가장 잘 표현 할 수 있는 순서대로 부여된 것으로 상위 순위로 갈수록 영상만의 특성을 잘 포함하며, 하위 순위로 갈수록 일반적인 특성을 포함하고 있다. 예를 들어, 측면 얼굴 영상의 경우 일반적 특성인 'X-ray'나 'Head' 보다는 구체적인 특성인 'Sagittal' 과 'Facial Cranium'이 더 높은 우선순위를 갖는다.

(그림 3)에서 주식 코드 배열은 7바이트로 구성되며, 첫 바이트는 영상에서 표현되는 신체 부분의 방향을 나타내기 위한 바이트로서 0~3의 값을 갖는다. 두 번째 바이트는 영상이 표현하는 신체 부분에 대한 가장 유사하고 적합한 키워드로 나타나는 바이트로서 level 2일 경우 계층 구조에 따라 일반적으로 0~6의 값을 가진다. 3번째 바이트는 두 번째 바이트에서 표현하는 신체 부분의 자식 부분을 나타내기 위한 바이트로서 일반적으로 level 2에 종속적으로 0~4의 값을 가진다. 4번째 바이트와 5번째 바이트는 2번째 바이트에서 표현하는 신체 부분의 일부를 표현하는 바이트로서, 각각 2번째 바이트의 코드 값에 -1과 +1을 더한 코드 값을 갖는데 이것은 결국 같은 레벨에서 좌우 카테고리를 의미한다. 6번째 바이트는 자신의 부모를 나타내는 바이트로서 일

<표 3> 주식 코드 배열(Annotation Code Array) 생성시 우선순위

우선순위	주식 코드
1	방향 주식코드
2	자기 자신에 해당하는 주식 코드
3	하위 레벨에 존재하는 후손들에 해당하는 주식 코드
4	동일 레벨에 존재하는 인접하는 이웃들에 해당하는 주식 코드
5	상위 레벨에 존재하는 조상들에 해당하는 주식 코드

반적으로 level 1의 0~5의 값을 가지고, 마지막으로 7번째 바이트는 영상의 기술적인 부분을 표현하기 위한 바이트로서 영상의 종류에 따라 0~4의 값을 가지게 된다.

예를 들어 (그림 3)에서 보는 것처럼, 영상이 'Hand' 카테고리로 판단될 경우 주식 코드의 계층구조에 따라 '0110241'의 코드를 할당 받게 된다. 가장먼저 입력 영상이 다중 클래스 SVM에 의해 카테고리 'Hand'로 분류되면 '1'의 코드를 가짐으로 2 바이트는 '1'의 값이 할당되고, 구체적으로 방향성이 없으므로 1바이트는 '0'의 코드를 갖는다. 또한 'Hand'는 자식으로 'Finger'를 가짐으로 3바이트는 '1', 계층구조에서 좌측 이웃은 없으므로 '0', 우측 이웃이 'Radio Carpal Joint'임으로 '2'의 코드를 갖는다. 계층구조에서 'Hand'의 조상은 'Arm'임으로 6바이트는 '4', level 1에서 X-ray영상에 속함으로 7바이트는 '1'의 값을 갖는다.

주식 코드 배열 생성에 대한 단계적 설명은 (그림 4)에서 수도 코드(pseudo code)로 나타내었다.

```

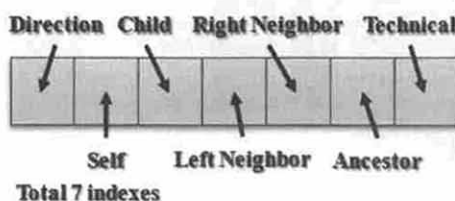
1 : initialize AnnotationCodeArray ACA
2 : IF an image is included in one of categories THEN
3 :   FOR i = 0 to i = 6 Do
4 :     IF i == 0 THEN
5 :       ACA[i] ← The annotation code for a direction(0~3)
6 :     ELSE IF i == 1 THEN
7 :       ACA[i] ← The annotation code of level 2 or 3 for self(0~6)
8 :     ELSE IF i == 2 THEN
9 :       ACA[i] ← The annotation code of level 3 for a child(0~4)
10 :    ELSE IF i == 3 THEN
11 :      ACA[i] ← The annotation code of level 2 for a left neighbor(0~6)
12 :    ELSE IF i == 4 THEN
13 :      ACA[i] ← The annotation code of level 2 for a right neighbor(0~6)
14 :    ELSE IF i == 5 THEN
15 :      ACA[i] ← The annotation code of level 1 for an ancestor(0~5)
16 :    ELSE IF i == 6 THEN
17 :      ACA[i] ← The annotation code of level 0 for a technical type(0~4)
18 :    ENDIF
19 :  ENDFOR
20 : ENDIF
    
```

(그림 4) 주식 코드 배열(Annotation Code Array) 생성 알고리즘

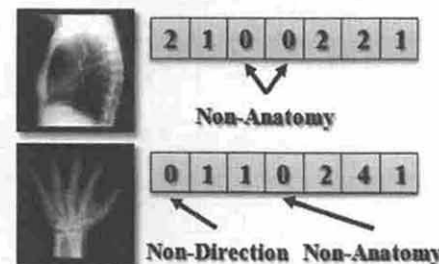
4. 실험결과 및 분석

제안하는 시스템은 오프라인 학습을 위해 Visual C++ 6.0 언어를 사용하여 개발되었고, 테스트 시스템은 C# 언어를 사용하여 ASP.NET 2.0을 기반으로 개발되었다. 테스트를 위해서, IRMA[12]에서 학습에 사용되지 않은 1,000개의 영

Structure Of Annotation Code Array



Example Of Annotation Code Array



(그림 3) 주식 코드 배열(Annotation Code Array)의 구조(왼쪽)와 예제(오른쪽)

상들(20 카테고리)을 사용했다. 본 논문의 결과인 MISS 시스템은 웹사이트 (<http://cvpr.kmu.ac.kr>) 에서 시연해볼 수 있다.

제안하는 주석 방법(주석 코드 배열)의 영상에 대한 주석 성능을 측정하기 위하여, precision과 recall 방법으로 가장 최근의 유사 연구방법인 Mueen[3]의 방법과 비교하였다.

$$precision = \frac{TP}{TP + FN}, recall = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

위 식에서 TP 는 true positive이고 특정 카테고리의 영상에 해당 카테고리의 주석 코드 배열이 삽입된 확률이다. TN 는 true negative이고 특정 카테고리 영상에 해당 카테고리의 주석 코드 배열이 삽입되지 않은 확률을 나타낸다. FP 는 false positive이고 특정 카테고리 영상이 아닌 영상에 해당 카테고리의 주석 코드 배열이 삽입된 확률이다. precision은 영상이 의미적으로 유사한 클래스로 분류되었을 때, 주석 코드 배열을 확인하여 유사한 주석 코드로 생성되었는지에 대한 정확도이고, recall은 모든 영상에서 주석 코드 배열을 확인하고 각 영상에서 유사한 주석 코드로 주석 코드 배열이 생성되었는지에 대한 재현율이다. 의료 영상의 20개 카테고리 분류에 대한 정확도는 1000개의 테스트 데이터를 통해 평균 precision이 92.6%의 결과를 나타내었다. 이에 대한 내용은 이전 연구인 [13]에서 확인할 수 있다.

본 논문에서는 비교 기준(ground truth)으로 IRMA에서 전문가에 의해 미리 정해진 계층구조를 이용한 영상의 주석과 본 논문 및 Mueen이 제안한 주석 생성 알고리즘의 결과에 대한 일치성을 판단하여 성능을 비교하였다. Mueen의 방법에서는 IRMA의 계층 구조를 참조하여 계층별 분류자 방법으로 영상을 분류하고 계층별 클래스마다 유사한 의미의 주석을 생성하여 해당클래스 내의 모든 영상에 부여하였다. 추가적으로 IRMA에서는 영상확득 기술, 방향, 해부학, 생체의 각 계층에 대한 각각의 단일 주석만을 고려하였으나, Mueen의 방법에서는 각 부분에 대한 다중 주석을 고려하였고, 본 논문의 주석 코드 배열은 신체와 방향 계층에 대한 주석은 단일 주석으로 나타내지만, 해부학 계층에 대한 주석은 X-ray 영상에서 해부학적으로 표현되는 신체간의 관련성과 실제 영상에서 여러 신체부분이 동시에 나타남을 근거로 하는 다중 주석을 부여하였다. IRMA 및 Mueen의 방

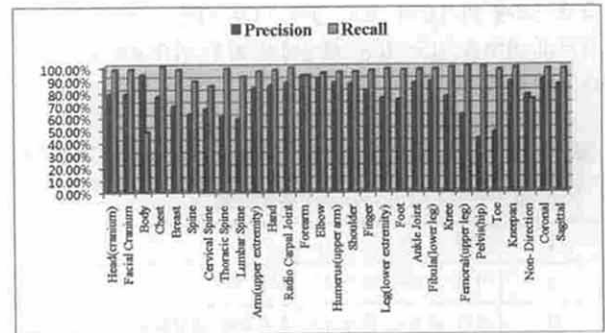
〈표 4〉 각 카테고리 별 이름과 실험 영상 수

카테고리	신체부분	실험 데이터 수	카테고리	신체부분	실험 데이터 수
1	가슴	60	11	손가락	50
2	골반	60	12	손목	50
3	머리정면	50	13	슬개골	60
4	머리측면	50	14	어깨	50
5	목	50	15	척추	60
6	무릎	50	16	흉부정면	60
7	발가락	45	17	흉부측면	50
8	발목정면	50	18	허벅지	40
9	발목측면	50	19	팔꿈치	20
10	손	60	20	발	35

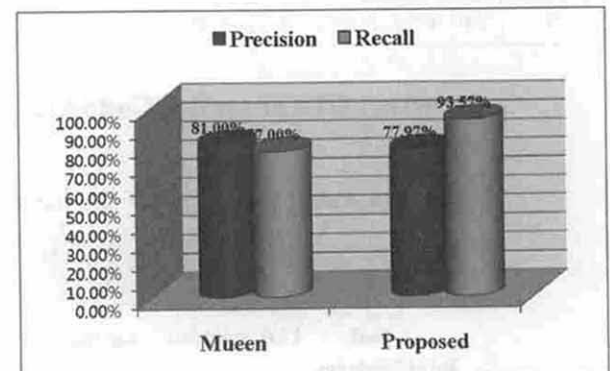
법에서는 주석의 우선순위에 대해서는 고려하지 않았기 때문에, 본 논문의 성능 판단에서는 특정 영상에 대해 부여된 주석이 일치하는지 여부만을 판단하고, 낮은 우선 순위의 해부학에 대한 주석들도 포함하여 성능을 측정하였다. Mueen의 방법은 영상을 3개의 계층으로 나누고 계층마다 각각 9, 29, 57개의 클래스로 나누어 분류하고, 각 클래스를 나타내는 주석에 대한 precision과 recall로서 성능을 평가하였다. 본 논문에서는 제안하는 방법과 비교를 위하여 (그림 6)에서 보듯이, Mueen의 방법에서 성능 결과를 평균값으로 표현하였다.

(그림 5)은 계층구조에서 각 항목들에 대한 주석 평가 결과를 보여준다. 결과에서 'Forearm'의 경우 precision과 recall이 동일한 결과를 보여주는데 이것은 대부분의 실험영상에서 'Forearm'으로 주석이 올바르게 부여되었음을 알 수 있다. 반대로 'Breast'나 'Pelvis'의 경우 precision과 recall이 상반된 결과를 보여준다. 이것은 실험영상 이외의 영상에 주석 코드 배열의 인접한 이웃 코드로서 생성되어 'Breast'나 'Pelvis'로 주석이 부여된 결과가 많다는 것을 의미하며 의료 영상이 표현하는 해부학적인 특성을 잘 반영했음을 나타낸다.

(그림 6)은 Mueen과의 성능 비교실험 결과를 보여주고 있다. Mueen의 방법으로 precision은 81%, recall은 77%의 성능을 보여주고, 제안하는 방법으로 precision은 77.97%, recall은 93.57%의 성능을 나타낸다. 성능 비교에서 precision은 Mueen의 방법에 비해 약 3% 낮은 성능을 보여준 데 비



(그림 5) Annotation 간의 precision과 recall에 의한 성능 비교



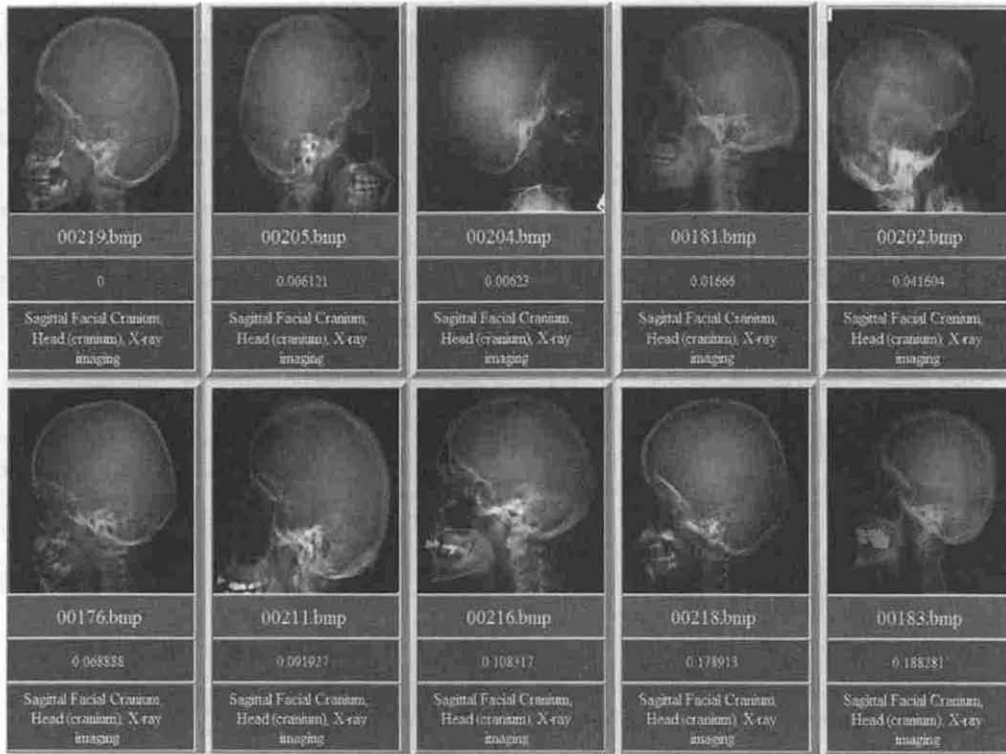
(그림 6) 'Mueen'의 방법과 제안하는 방법 간의 precision과 recall에 의한 성능 비교(Average)

해, recall은 16.57%의 개선된 성능을 보여준다. 이와 같은 이유는 Mueen은 영상이 해부학적으로 직접적인 관련성이 있는 신체부분들만 분류하여 주석을 부여했기 때문이고, 본 논문에서는 영상이 간접적으로 표현되는 신체부분까지도 포함하여 주석을 부여했기 때문에 정확도는 조금 낮지만 재현율은 높은 결과가 나타난다.

다음 (그림 7)은 주석 코드 배열로 주석이 삽입된 결과이다.

5. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서 의료 영상, 특히 X-ray영상의 효과적인 분류와 자동 주석을 위한 새로운 방법을 제안하였다. 의료 영상 분류에서, 먼저 색 특징을 헤리스 코너 검출기를 기반으로 새로운 색 구조 기술자(H-CSD)로 추출하고, 질감 특징에 경계선 히스토그램 기술자(EHD)를 사용하였다. 추출된



(그림 7) '머리측면' 카테고리 영상에 자동 주석된 결과
(주석: Sagittal Facial Cranium, Head (cranium), X-ray imaging)

<표 5> 각 카테고리 별 영상에 대한 주석 코드 배열 생성 결과

카테고리	신체부분	주석코드배열	주석
1	가슴	0201021	Breast, Chest, Body, X-ray imaging
2	골반	0605051	Pelvis(hip), Femoral(upper leg), Leg(lower extremity), X-ray imaging
3	머리정면	1100011	Coronal Facial Cranium, Head(cranium), X-ray imaging
4	머리측면	2100011	Sagittal Facial Cranium, Head(cranium), X-ray imaging
5	목	0100231	Cervical Spine, Thoracic Spine, Spine, X-ray imaging
6	무릎	0443551	Knee, Kneepan, Fibula(lower leg), Femoral(upper leg), Leg(lower extremity), X-ray imaging
7	발가락	0100051	Toe, Leg(lower extremity), X-ray imaging
8	발목정면	1201351	Coronal Ankle Joint, Leg(lower extremity), X-ray imaging
9	발목측면	2201351	Sagittal Ankle Joint, Leg(lower extremity), X-ray imaging
10	손	0110241	Hand, Finger, Radio Carpal Joint, Arm(upper extremity), X-ray imaging
11	손가락	0100041	Finger, Arm(upper extremity), X-ray imaging
12	손목	0201341	Radio Carpal Joint, Hand, Forearm, Arm(upper extremity), X-ray imaging
13	슬개골	0400051	Kneepan, Leg(lower extremity), X-ray imaging
14	어깨	0605041	Shoulder, Humerus(upper arm), Arm(upper extremity), X-ray imaging
15	척추	0302031	Lumbar Spine, Thoracic Spine, Spine, X-ray imaging
16	흉부정면	1100221	Coronal Chest, Breast, Body, X-ray imaging
17	흉부측면	2100221	Sagittal Chest, Breast, Body, X-ray imaging
18	허벅지	0504651	Femoral(upper leg), Knee, Pelvis(hip), Leg(lower extremity), X-ray imaging
19	팔꿈치	0403541	Elbow, Forearm, Humerus(upper arm), Arm(upper extremity), X-ray imaging
20	발	0110251	Foot, Toe, Ankle Joint, Leg(lower extremity), X-ray imaging

특징 벡터는 다중 클래스 SVM에 적용하여 각 영상을 위한 멤버십 스코어를 얻는다. 그 후, H-CSD와 EHD의 멤버십 스코어들은 영상에 주석을 하기 위하여 동일한 차원끼리 선형 결합으로 가장 유사한 카테고리 분류된다. 마지막으로, 신체부분의 해부학적인 관련성과 우선 순위에 기반한 주석 코드 배열(Annotation Code Array)를 생성하여 의료 영상 검색에서 주석으로 변환되어 영상이 표현된다. 제안된 방법을 적용하기 위해 새로운 의료 영상용 정보 검색 시스템인 MISS(Medical Information Searching System)를 개발하였으며, ImageCLEFmed2007의 영상들을 이용한 실험 결과에서 제안된 방법의 성능이 다른 관련 연구 방법의 비교 시 실제로 개선된 검색 성능을 확인하였다.

앞으로의 연구에서 의료 영상에 적용된 주석 코드 배열을 기반으로 키워드 검색이 필요하며, 더욱 다양한 의료 영상을 포함하는 의료 영상에 적합한 자동 주석 방법의 개발이 요구된다. 또한, 목과 척추 및 손가락과 발가락과 같은 유사한 카테고리에서 분류 성능을 개선하기 위하여 의료 영상에 적합한 새로운 특징 개발이 요구된다.

추가적으로, 현재 연구에서 의료영상에 분류 오류로 잘못된 주석이 삽입된 경우 사용자가 직접 수정해주어야 하지만, 향후 연구에서는 사용자가 질의 결과에 대한 피드백을 제공함으로써 분류 및 주석 성능을 개선되도록 하는 기술을 개발할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Ko B. C., Seo M. S., Nam. J. Y., "FRIP: Microscopic Cell Nuclei Segmentation Based on Adaptive Attention Window", Journal of Digital Imaging, Published online, 1-16, June, 2008.

[2] Shim J. H., Park K. H., Ko B. C., Nam. J. Y., "X-Ray Image Classification and Retrieval Using Ensemble Combination of Visual Descriptors", Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology, 738-747, 2009.

[3] Mueen A., Zainuddin R., Baba M. S., "Automatic Multilevel Medical Image Annotation and Retrieval", Journal of Digital Imaging, Published online, 1-6, Sept., 2007.

[4] J. Li, J. Wang, "Automatic Linguistic Indexing of Pictures by a Statistical Modeling Approach", IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol.25, No.9, 1075-1088, 2003.

[5] C. Cusano, G. Ciocca, R. Schettini, "Image Annotation Using Svm", Proceedings of Internet Imaging IV, SPIE 5304, Vol.5304, 330-338, 2003.

[6] E. Chang, G. Kingshy, G. Sychay, G. Wu, "CBSA: Content-Based Soft Annotation for Multimodal Image Retrieval Using Bayes Point Machines", IEEE Trans. CSVT 13, Vol.1, 26-38, 2003.

[7] Manjunath B. S., Salembier P., Sikora T, "Introduction to MPEG-7", John Willy & Sons, LTD, 2002.

[8] Harris C., Stephens M. J., "A Combined Corner and Edge Detector", Proceeding of the Alvey Vision Conference, 147-152, 1998.

[9] Won C. S., Park D. K., "Efficient Use of MPEG-7 Edge Histogram Descriptor", ETRI Journal 24, 23-30, 2002.

[10] Vapnik V., "The Nature of Statistical Learning Theory", Springer-Verlag, 1999.

[11] Chen S-C., Murphy R.F., "A Graphical Model Approach to Automated Classification of Protein Subcellular Location Patterns in Multi-cell Images", Proceedings of the BMC Bioinformatics 7, 1-13, 2006.

[12] Deselaers T., "The CLEF 2005 Automatic Medical Image Annotation Task", International Journal of Computer Vision 74, 55-58, 2007.

[13] 박기희, 황현재, 고병철, 남재열, "멀티 클래스 SVM과 CCV를 이용한 의료 영상 분류와 검색", 제21회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 Vol.21, No.02, pp.0741-0746, 2009. 02.



박 기 희

e-mail : khp5500@kmu.ac.kr
 2008년 계명대학교 컴퓨터공학과(학사)
 2008년 3월~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식



고 병 철

e-mail : niceko@kmu.ac.kr
 1998년 경기대학교 전자계산학과(이학사)
 1998년~2000년 연세대학교 컴퓨터과학(공학석사)
 2000년~2004년 연세대학교 컴퓨터과학(공학박사)

2004년 3월~2005년 8월 삼성전자 통신연구소 책임연구원
 2005년 9월~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수
 관심분야 : 내용기반 영상검색, 컴퓨터 비전 및 패턴인식



남 재 열

e-mail : jynam@kmu.ac.kr
 1983년 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1985년 경북대학교 전자공학(공학석사)
 1991년 University of Texas at Arlington 전기공학(공학박사)
 1985년 5월~1987년 7월 한국전자통신연구소 연구원

1991년 9월~1995년 2월 한국전자통신연구소 선임연구원
 1995년 3월~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 영상압축, 영상통신, 멀티미디어 시스템