

Random Forests와 관계 가중치 결합을 이용한 의료 영상 분류 및 주석 자동 생성

이지현, 김성훈, 고병철, 남제열
계명대학교 컴퓨터공학과
e-mail:{sonhyleejh, minusnine, niceko, jynam}@kmu.ac.kr

Medical Image Classification and Keyword Annotation Using Combination of Random Forests and Relation Weight

Ji-hyun Lee, Seong-hoon Kim, Byoung-chul Ko, Jae-Yeal Nam
Dept of Computer Engineering, Keimyung University

요 약

본 논문에서는 의료영상 중 X-ray 영상을 대상으로 영상을 분류하고 분류 결과에 따라 다중 키워드를 생성하는 방법을 제시한다. X-ray영상은 대부분 그레이 영상임으로 Local Binary Patterns (LBP)을 이용하여 픽셀간의 연관성을 특징으로 추출하고, 실시간 학습 및 분류가 가능한 Random Forests 분류기로 영상들을 30개의 클래스로 분류한다. 또한, 미리 정의된 신체 부위간의 관계 가중치를 분류 스코어에 결합하여 신뢰값을 생성하고 이를 기반으로 영상에 대해 다중 주석을 부여하게 된다. 이렇게 부여된 다중 주석은 키워드 기반의 의료영상을 가능케 함으로 보다 쉽고 효율적인 검색 환경을 제공할 수 있다.

1. 서론

정보 통신 기술의 급속한 발전과 더불어 X-ray, CT, MRI, 세포영상 등 다양한 의료영상이 디지털화 되면서 이를 효율적으로 처리하고 관리하기 위한 표준인 PACS (Picture Archiving Communication System)가 제정되었다. 하지만 PACS에서는 단순히 의료영상 데이터에 대한 압축, 저장에 초점이 맞춰져 있을 뿐, 대용량 데이터를 효율적으로 자동 분류하고 주석을 부여하는 연구는 미비한 실정이다. 이에 따라 최근에는 다양한 의료 영상 데이터를 체계적으로 자동 분류하고 좀 더 편리하게 필요한 영상 데이터들을 검색하기 위한 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다.

의료 영상의 분류와 검색에 대한 가장 최근의 관련 연구를 살펴보면 Park[1]등의 논문에서는 색 구조 기술자 (H-CSD)를 이용하여 영상의 시각적 특징을 추출하고, 멀티클래스 SVM을 사용하여 영상들을 분류하였다. 그리고 H-CSD와 EHD에 대한 SVM 멤버십 스코어를 결합한 앙상블 특징 벡터를 이용한 의료 영상 검색 방법을 제안하였다. Uwimana[2]등은 내용 기반 영상 검색을 위하여 의료 영상의 특징을 추출하고, SVM 분류기를 통해 자동적으로 영상들을 분류 할 수 있는 GNU Image Finding Tool (GIFT) 시스템을 제안하였다.

본 연구에서는 의료 영상을 분류하기 위해서 먼저, LBP(Local Binary Patterns)를 사용하여 영상의 질감 특징을 추출하고, 추출된 특징 벡터를 Random Forests 분

류기에 적용을 하여 X-ray영상을 30개 클래스로 자동 분류한다. 또한, X-ray영상은 신체 부위별로 존재한다는 가정하에 신체부위에 따른 관계 가중치(relation weight)를 사전에 부여하고, Random Forests에 의한 사후 확률과 관계 가중치의 결합에 의한 신뢰값에 따라 각 영상에 가장 적합한 주석을 부여한다. 사용자 측면에서는 영상이 아닌 익숙한 텍스트 질의가 가능하고, 결과 영상들은 신뢰값을 이용하여 질의 키워드와의 연관성에 따라 신뢰값이 높은 영상이 검색됨으로 보다 의미 있는 영상 검색이 가능 하다.

2. LBP와 Random Forests를 이용한 의료영상 분류

본 장에서는 그레이 X-ray영상에 가장 적합한 LBP(Local Binary Patterns)를 사용하여 30개의 클래스에 대한 특징을 추출하고, 이를 Random Forests에 적용하여 의료 영상들을 분류하는 방법을 설명한다.

2.1 LPB(Local Binary Patterns) 특징 추출

본 연구에서는 그레이 X-ray 영상의 질감 성분을 분석하고 표현하기 위해 지역적 이진패턴 기법인 LBP (Local Binary Patterns)를 사용한다[3]. LBP는 중심 픽셀에 대해 이웃하는 픽셀들의 관계를 나타내는 일종의 연산자로서 중심 픽셀을 반경이 R인 원을 P개의 균등한 좌표로 나눈 밝기 값 (P, R)로 표현한다.

그런 뒤에, 하나의 중심 픽셀과 관계되는 이웃 픽셀들을 수식에 적용하고, 그 결과를 반시계 방향으로 정렬하여

중심 픽셀에 대한 LBP값을 얻는다.

본 연구에서는 P=8, R=1인 LBP 코드를 사용하여 256개의 패턴 중에서 정보력을 갖춘 의미 있는 패턴(informative uniform pattern)인 59가지의 패턴[3]을 이용한다.

이미지를 4X4 영역으로 나누고 각 영역에 대해서 LBP 패턴을 추출하여 59개의 bin을 가지는 히스토그램을 만든다. 이렇게 영역별로 생성된 히스토그램을 연결하여 59X16 크기의 1차원 특징 벡터를 생성한다.

2.2 Random Forests를 이용한 영상 분류

Random Forests 분류기[4]는 정확도 측면에서 일정한 수준 이상의 정확성을 가지고 있고, 이진 결정 트리를 기본으로 하고 있기 때문에 빠른 훈련 속도를 가지고 있어 많은 양의 데이터를 실행시키는데 탁월한 분류기이다.

Random Forests는 영상의 특징 벡터에서 임의로 추출한 특징 값의 집합들을 이용하여 분리 함수(split functions)와 임계값(thresholds)으로 이루어진 여러 개의 이진 결정 트리를 생성한다.

LBP로 추출한 특징 벡터 중 임의로 부분집합을 추출하여 T개의 트리만큼 적용시키고, 각 트리의 결과 히스토그램으로부터 최종 누적 확률 히스토그램을 생성한다. 여기서 하나의 트리에서 수행될 때의 종료조건은 최대의 트리 깊이와 불순도 감소량이 된다. 즉, 정해진 트리 깊이만큼 수행이 되거나, 수식 (1)을 통해 노드 n에서의 훈련 데이터 I_n 이 임계값을 기준으로 왼쪽과 오른쪽으로 분리될 부분집합의 개수인 I_l 과 I_r 을 얻어 수식 (2)에 적용한 불순도 감소량이 최대일 때, 트리의 수행을 종료되게 된다.

$$\begin{aligned} \text{left split } I_n &= \{i \in I_n \mid f(v_i) < t\} \\ \text{right split } I_r &= I_n \setminus I_l \end{aligned} \quad (1)$$

$$\Delta E = -\frac{|I_l|}{|I_n|} E(I_l) - \frac{|I_r|}{|I_n|} E(I_r) \quad (2)$$

수식 (3)를 이용하여 T개의 독립된 트리 $L = (l_1, l_2, \dots, l_T)$ 들의 사후 확률을 도출하고, 평균을 산출하여 하나의 히스토그램으로 만든 뒤, $P(c_i|L)$ 이 최대값을 가지는 c_i 를 영상의 최종 클래스를 결정한다.

$$P(c_i|L) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P_t(c_i|l_t) \quad (3)$$

3. Random Forests 사후 확률과 관계 가중치를 이용한 신뢰값 생성

본 장에서는 신체 부위별 30개의 클래스와 부모 클래스에 해당하는 클래스에 대해 그림 1의 신체 관계도에 따라 Fermi Function[5]을 이용해 가중치를 부여하고, Random Forests와 결합하여 신뢰값을 생성하는 방법에 대해 설명한다.

3.1 Fermi Function을 이용한 관계 가중치 생성

신체 부위의 연관성에 따라 관계 가중치를 부여하는 방법은 해당 신체 부위와 연관도가 높으면 높을수록 신체 부위 벡터에 큰 가중치를 부여하는 것이다.

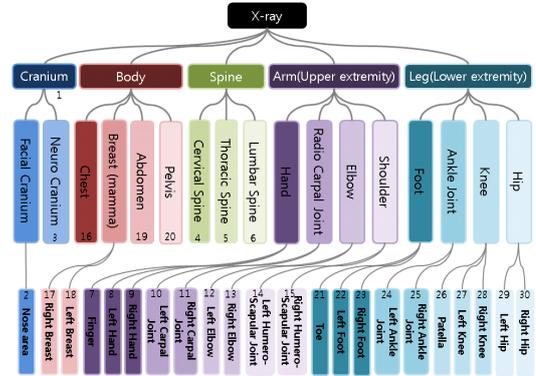


그림 1. 신체 부위별 관계도

본 연구에서는 그림 1과 같이 신체 부위별 관계도를 정의하고, 수식 (4)의 Fermi Function을 이용하여 30개의 클래스뿐만 아니라 각 클래스의 부모에 해당하는 클래스에도 가중치를 부여한다.

$$\Gamma(D) = \frac{2}{1 + \exp(\gamma \cdot D)}, \gamma > 0 \quad (4)$$

수식(4)에서 D 는 신체 부위간의 거리로서 가까울수록 낮은 값이 부여되어, 최종적으로 가까운 신체 부위에 대해서는 큰 값의 가중치를 갖게 된다. 이 논문에서는 거리 (D)의 차에 따라 가중치가 결정되며, γ 는 사용자가 정의한 0보다 큰 고정적인 상수 값을 갖는다. 본 논문에서는 γ 값을 0.5로 설정하였다.

3.2 신뢰값 생성

Random Forests에서 도출된 클래스들의 신체 연관성을 보고 연관성에 해당하는 모든 키워드의 신뢰값을 계산하여 DB에 저장한다. 신뢰값 계산시 30개 클래스에 해당하지 않는 키워드의 사후 확률 값은 선택된 클래스의 값과 동일하게 적용한다.

예를 들어, 만약 한 영상이 Random Forests에 의해 Hand 클래스로 결정된 경우, 신체 연관성에 의해 자신과 자신의 자식, 부모, 상위 부모순으로, Hand, Finger, Left Hand, Right Hand, Arm, X-Ray의 6개의 키워드를 갖는다. 또한 각 키워드는 아래 수식 (5)에 의해 각기 다른 신뢰도 값을 갖게 되고, 이 값에 의해 검색에 대한 우선순위가 결정된다.

$$C_i = P_i + \Gamma_i \quad (5)$$

수식 (5)에서 i 번째 키워드에 대한 신뢰값 C_i 는 키워드에 해당하는 Random Forests의 사후 확률 값 P_i 와 관계 가중치 Γ_i 의 합으로 나타낼 수 있다.

4 신뢰값 기반의 키워드 기반 영상 검색

생성한 신뢰값을 이용해 키워드 기반의 의료 영상을 검색하는 방법은 영상에 부여된 다중 키워드와 각 키워드

에 부여된 신뢰값을 통해 이루어진다.

$$D_i(cv_q, cv_t) = \sqrt{(cv_q - cv_t)^2} \quad (6)$$

키워드가 입력이 되면, 그 키워드를 주석으로 가진 영상들을 1차적으로 추출하고, 수식 (6)을 이용하여 각 영상마다 부여되어있는 키워드에 대한 신뢰값을 기준으로 검색 결과를 보여준다. 여기서 cv_q 는 질의 키워드에 대한 신뢰값이고, cv_t 는 DB에 저장된 각 영상들이 가지는 키워드에 대한 신뢰값을 의미한다.

만약 'Hand'라는 키워드가 입력되었을 경우, 'Hand'를 키워드로 가진 영상만을 먼저 추출한다. 그 다음 영상에 해당하는 키워드 중 'Hand' 키워드의 신뢰값을 기준으로 값이 큰 순서대로 정렬을 하여 영상을 보여주도록 한다 (그림 2). 그림 2에서 보는 것과 같이 상위 키워드인 'Hand'가 입력된 경우 하위 키워드인 'Left Hand'와 'Right Hand'가 모두 같이 검색된 것을 알 수 있다.

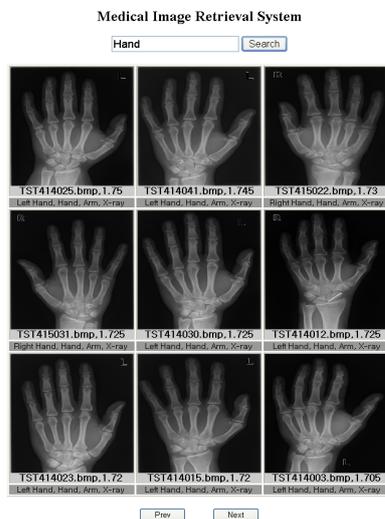


그림 2. 'Hand'에 대한 검색 결과

5. 실험

제안하는 시스템에서 오프라인 훈련과 실험을 위해 Image CLEFmde2007[6]에서 사용된 IRMA(Image Retrieval in Medical Applications)의 X-ray영상 1500개를, 30개의 클래스 범주 내에서 임의로 선택하여 사용하였다.

5.1 의료 영상 분류 성능

제안하는 의료 영상 분류의 성능을 입증하기 위해 LBP 특징을 이용한 Multiclass SVM과 Random Forests 분류기의 정확도(Precision)와 재현율(Recall)을 비교하였다.

그림 3에서 보는 것과 같이, 분류 성능은 LBP 특징을 이용하여 Random Forests 분류기를 사용해서 의료 영상을 분류한 것이 정확도 90.18%, 재현율 86.72%로 SVM 분류기를 사용한 것보다 정확도 측면에서는 14.78%, 재현율 측면에서는 13.22%의 높은 성능을 보여주었다.

본 연구의 결과는 <http://cvpr.kmu.ac.kr/Miss2>에서 구현해 볼 수 있다.

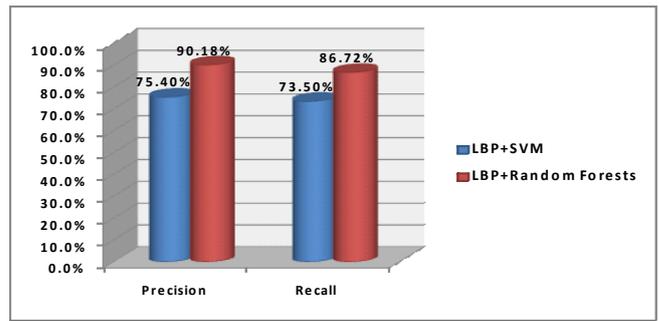


그림 3. LBP특징을 이용한 SVM과 Random Forests분류기의 정확도(Precision)와 재현율(Recall)

6. 결론

본 논문에서는 의료 영상 중 X-ray 영상에 대한 효과적인 분류와 키워드 기반 검색 방법을 제안하였다. 먼저, 의료 영상 분류는 영상에 대해서 LBP를 사용하여 질감의 특징을 추출하고, Random Forests 분류기를 통해 30개의 클래스로 분류를 한다. 이러한 분류를 통해 생성되는 스코어와 미리 정의해둔 신체에 대한 관계 가중치 값을 결합하여 신뢰값을 생성하고, 이를 기반으로 하나의 영상에 대해 다중 주석을 부여하게 된다. 이러한 다중 주석을 검색 시스템에 적용하여 키워드 기반의 의료 영상 검색을 보다 의미 있고 효율적인 시스템을 제안하고 있다.

앞으로의 연구에서는 의료 영상에 대한 동의어 사전을 추가함으로써 의학 용어에 관한 지식이 없는 사람들도 보다 쉽고, 편리하게 사용할 수 있도록 하는 지능형 검색 시스템을 개발하고자 한다.

6. 감사의 글

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

참고문헌

- [1] Ki-Hee Park, Jeong-Hee Shim, Byoung-Chul Ko, and Jae-Yeal Nam, "Medical Image Classification and Retrieval Using Ensemble Combination of Visual Descriptors", Korea Information Processing Society, VOL.15, NO.02, pp.96-99, 2008.11
- [2] Epaphrodite Uwimana, and Miguel E Ruiz, "Automatic Classification of Medical Images for Content Based Image Retrieval Systems(CBIR)", Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting Proceedings, VOL.52, NO.12, pp.788-792, 2008
- [3] Tine Ojala, Matti Pietikainen, and Topi Maenpaa, "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL.24, NO.7, pp.972-987, Jul.2002
- [4] Leo Breiman, "Random Forests", Machine Learning, VOL.45, NO.1, pp.5-32, 2004
- [5] Gunther Heidemann, "Unsupervised image categorization", Image and Vision Computing, VOL.23, No.10, pp.861-876, 2005
- [6] Henning Müller, Thomas Deselaers, Thomas M. Deserno, Jayashree Jalpathy-Cramer, Eugene Kim and William Hersh, "Overview of the ImageCLEFmed 2007 Medical Retrieval and Medical Annotation Tasks", Lecture Notes in Computer Science, VOL.5152/2008, pp.472-491, 2008