

인간 시각과 MPEG-7 시각 기술자를 이용한 관심영역 기반의 의료 영상 검색

서미숙*, 고병철*, 남재열*

*계명대학교 컴퓨터공학과

e-mail : {forever1004, niceko, jynam}@kmu.ac.kr

ROI-based Medical Image Retrieval using Human Perception and MPEG-7 Visual Descriptors

MiSuk Seo*, ByoungChul Ko*, JaeYeal Nam*

*Dept. of Computer Engineering, Keimyung University

요 약

본 논문에서는 MPEG-7의 특징 기술자를 이용하고, 초기 중요도 가중치를 고려한 관심영역(ROI: Region-Of-Interest) 기반의 의료 영상 검색 시스템을 제안한다. 의료 영상에서 의미 없는 배경 부분을 제거하고, 영역 추출 처리 시간을 줄이는 관심 윈도우(AW: Attention Window)를 생성하여 관심 영역 세그멘테이션을 수행한다. 또한 인간 시각에 부합하는 검색 성능의 향상을 위해 특징 벡터 거리 계산에서 영역의 초기 가중치를 설정하였다. 실험에서 구현된 시스템은 의료 영상을 효과적으로 찾아내며, 조합된 특징과 가중치를 이용한 유사도 측정으로 검색 성능이 향상됨을 보여준다.

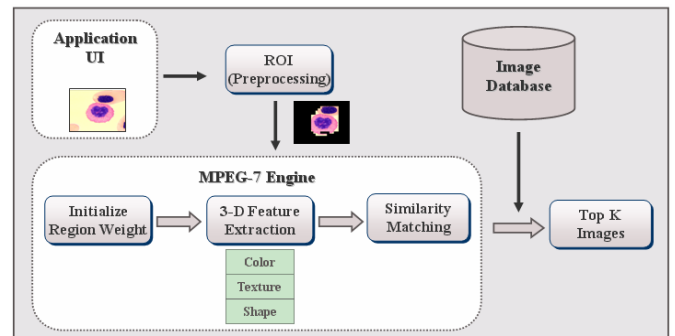
1. 서론

PACS(Picture Archiving Communication System) 시스템의 도입과 함께, 의학분야에서는 방대한 의료 영상이 디지털화 되어 하나의 데이터베이스를 구축하고 있으며 방대한 의료 영상 속에서 바이오 영상을 효과적으로 검색하기 위한 연구가 활발히 진행되어 왔다.

의료 영상은 관찰자의 눈에 따라 다른 의미를 부여할 수 있으며 검색 재료에 따라 영상의 색상 구성이 달라진다. 또한 영상 내에서 중요한 의미를 내포하는 관심영역과 모노 톤인 배경으로 구성된 특징을 가지고 있다.

MPEG-7 기술자는 영상의 고유한 특징 정보를 기술하며 영상의 특성에 따라 각 기술자를 이용한 검색 성능이 달라질 수 있다. 또한 영상 전체를 대상으로 특징을 추출하고 영상 간의 유사도를 측정한다. 때문에 이를 의료 영상에 적용할 경우에 의료 영상 내에 존재하는 비 관심영역의 영향을 받게 되어 효과적으로 의료 영상을 검색하지 못한다. 따라서 의료 영상의 관심영역을 추출하고, 추출된 관심영역의 특징을 기술자의 조합을 통하여 복합적으로 기술하는 것이 필요하다.

본 논문에서는 MPEG-7 기술자들을 이용한 관심영역 기반의 의료 영상 검색 시스템을 구현한다. 구현된 검색 시스템은 관심 윈도우와 quad-tree를 이용하여 하나 이상의 관심영역을 추출하고, 각 영역에 대하여 컬러(color), 질감(texture), 형태(shape) 특징을 추출한다. 추출된 특징 벡터들을 조합하고 각 영역의 중요도 대비 맵(saliency contrast map)을 이용하여 초기 가중치를 설정한 뒤 이를 이용하여 비교 영상 간의 유사도 측정을 수행한다. 그림 1은 제안된 시스템의 구조를 나타낸다.



(그림 1) 제안된 알고리즘의 시스템 구조도

EHD 를 이용한 질의 영상의 한 영역과 데이터베이스의 참조 영상의 한 영역 간의 유사도 측정은 식(4)와 같다.

$$Diff_EHD(qc,rc)_{(Q,R)} = \sum_{i=0}^{79} |QEHD(i)_{(qc)} - REHD(i)_{(rc)}| \quad (4)$$

qc 와 rc 는 각각 질의 영상과 참조 영상에서 얻어진 영역을 의미하고 $QEHD(i)_{(qc)}$ 와 $REHD(i)_{(rc)}$ 는 질의와 참조 영상의 qc 와 rc 영역에서의 i 번째 특징 벡터 값을 의미한다.

3.4 Shape: Region Shape Descriptor (RSD)

RSD 는 영상의 형태 특징 추출을 위해 Angular Radial Transform(ART) 기법을 사용하고 생성된 ART 계수는 정규화된 크기를 가지며, 총 35 개의 계수로 표현된다.

질의 영상의 한 영역과 데이터베이스의 참조 영상의 한 영역 간의 유사도($Diff_RSD$)의 측정은 식(5)과 같다.

$$Diff_RSD(qc,rc)_{(Q,R)} = \sum_{i=0}^{34} |M(i)_{(qc)} - M(i)_{(rc)}| \quad (5)$$

$M(i)_{(qc)}$ 과 $M(i)_{(rc)}$ 은 각각 질의와 참조 영상의 계수 크기를 나타낸다.

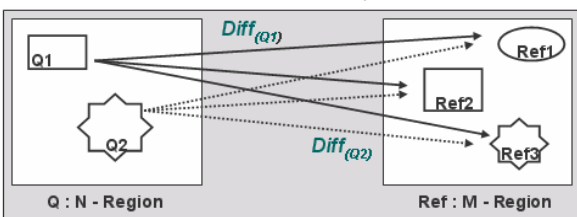
```
<?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1" ?>
<Mpeg7 xmlns="http://www.mpeg7.org/2001/MPEG-7_Schema" xmlns:xsi="http://www.w3.org/2000/10/XMLSchema-instance">
  <DescriptionUnit xsi:type="DescriptorCollectionType">
    <Descriptor xsi:type="RegionShapeType">
      <MagnitudeOfART>13 15 10 11 14 12 12 9 14 12 11 11 8 3 3 7 7 3 9 12 4 9 13 5 12 7 8 10 3 8 11 7 3</MagnitudeOfART>
    </Descriptor>
  </DescriptionUnit>
</Mpeg7>
```

(그림 7) RSD 를 위한 XML 구조

4. 유사도 측정

하나의 기술자로 생성된 특징 벡터의 크기는 다양한 값의 범위를 가지기 때문에 영상 간 유사도를 측정하기 위해서는 정규화가 필요하다. 따라서 벡터간 거리를 이용한 유사도 측정에 있어, 각 관심영역에서 추출된 세 특징 벡터(컬러, 질감, 형태)들은 먼저, 정규화 과정이 필요하며 이를 위해 가우시안 정규화(Gaussian normalization method)를 이용한다[3].

질의 영상은 하나 이상의 관심 영역이 추출되며 이에 대해 세 가지 특징 벡터들이 생성된다. 하나의 관심영역 QI 은 $1:N$ 의 관계를 가지며, 각각의 참조 영역 $Ref1, Ref2, Ref3$ 과의 특징 값의 거리를 측정한다. 그중 정의된 임계 값을 넘지 않는 최소 거리의 영역을 찾고 이를 참조 set 인 R_c 에 포함시킨다. 그림 8에서 연산 결과, 최종 후보 참조 set $R_c = \{Ref1, Ref3\}$ 이 된다.



(그림 8) 후보 참조 set R_c 을 찾기 위한 예

질의 영상의 관심 영역들에 대한 후보 참조 집합이 결정되면, 특징 벡터의 거리 차를 구하기 위해 영

역의 중요도에 따른 초기 중요도 가중치 (w_i)를 평가하여 설정한다. 관심영역 간의 중요도 평가는 인간 시각 특성에 부합하는 명암 대비 지도를 이용한다. 먼저, 명암 대비 지도 i 를 이용하여 각 관심영역의 분산 v_i 을 계산한다. 구해진 분산을 평가하여 더 높은 분산을 가지는 영역이 더 중요한 영역으로 가정하고, 식(6)을 이용하여 상대적인 중요도 값을 부여한다.

$$w_i = \exp(v_i) / \sum_{i=1}^N \exp(v_i) \quad (6)$$

N 은 관심영역의 개수를 의미하며, $\exp(v_i)$ 의 가중치의 설정은 지역 특성의 변화에 민감하게 작용하게 하여 검색 성능 향상에 도움을 준다.

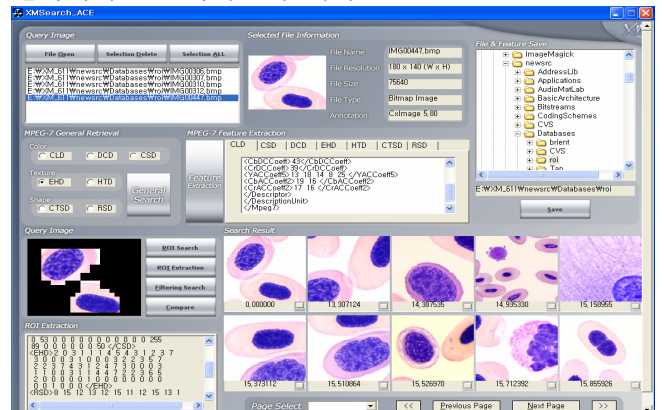
하나의 관심 영역에 대해 구해진 세 특징 벡터간 거리 차는 식(7)와 같이 합산하지만, 본 논문에서 제안하는 설정된 초기 가중치를 이용한 유사도(S)의 측정은 식 (8)과 같이 변형되어 적용된다.

$$Diff_i = Diff_CSD_i + Diff_EHD_i + Diff_RSD_i \quad (7)$$

$$S(q,t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w_i \cdot Diff_i) \quad (8)$$

5. 실험 결과 및 분석

제안된 시스템은 데이터 베이스에 저장된 영상 중에서 사용자가 질의한 영상과 가장 유사한 상위 k 개의 영상을 검색한다. 질의 영상으로부터 관심영역이 추출되면, 사용자는 이를 관심영역 기반의 질의가 가능하고, 추출된 영역 중에서 원하는 하나의 영역을 설정하여 질의할 수도 있다. 또한 컬러, 질감, 형태 특징을 부분적으로 선택하여 질의가 가능하다. 각 관심영역간의 유사도를 측정하고 최종적으로 식 (8)을 이용하여 영상 간의 거리 차가 구해지면 가장 적은 차이를 가지는 상위 k 개의 영상이 거리 차 $S(q,t)$ 에 따라 오름차순으로 정렬되어 검색 결과로 보여진다. 그림 9는 제안된 관심영역 기반의 의료 영상 검색 시스템의 인터페이스를 나타낸 것이다.

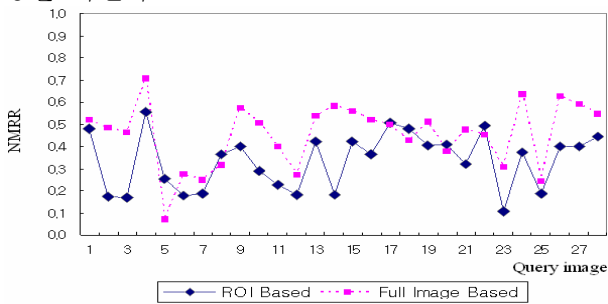


(그림 9) 본 논문에서 제안하는 관심영역 기반의 의료 영상 검색 시스템 인터페이스

본 논문에서는 3459 개의 바이오 영상으로 데이터베이스를 구축하고, 30 개의 세포 영상을 질의 영상으로 사용하여 알고리즘의 검색 성능을 비교 분석하였다. 데이터베이스의 바이오 영상은 식물 세포, 동물 세포, 전자 현미경 및 각종 조직(histology) 영상 등을

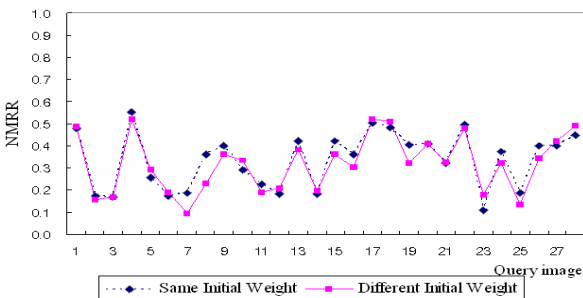
포함하며, 질의 영상에 대해 주관적으로 선별한 15~30개의 유사 영상(Graound-Truth)을 가지고 실험하였다. 검색 방법의 유효성과 성능을 평가하기 위한 도구로는 Precision/Recall 에 비해 검색 결과의 충실 지수를 반영할 수 있는 NMRR(Normalized Modified Retrieval Rank)와 ANMRR(Average Normalized Modified Retrieval Rank)를 사용하였다. 정규화 된 NMRR 과 ANMRR 은 0 에서 1 의 값을 가지며 0 에 가까운 값을 가질수록 좋은 성능을 나타낸다.

먼저, 동일한 초기 가중치를 부여한 제안된 관심영역 기반의 검색과 전체 영상을 대상으로 비교하는 일반적인 검색[2]을 동일한 기술자를 사용하여 특징을 추출한 뒤 유사도 측정을 수행하고 결과를 비교하였다. 그림 10 은 영상의 의미 없는 배경을 제거하고 중요한 영역만을 찾아내어 이를 토대로 검색을 수행하는 관심영역의 기반의 제안 알고리즘이 더 높은 성능을 나타냄을 보여준다. 또한 영역에서 관심영역이 두드러지게 하나의 영역으로 대표될 경우, 배경의 영향을 크게 감소시켜 높은 검색 성능을 가지게 된다. 그러나 영상에서 관심 영역이 다수로 추출될 경우에는 영상 전체를 대상으로 한 검색과 거의 비슷한 검색 성능을 가진다.



(그림 10) 제안하는 관심영역 기반 방식과 전체 영상을 이용한 방식의 NMRR 성능 비교

두 번째로, 바이오 영상에 가장 적합한 특징 기술자를 평가하기 위하여 세 가지 기술자들을 조합하여 사용하는 제안 알고리즘과 기술자들을 분리하여 그 결과를 분석하였다. 표 1 은 특징을 조합하여 사용하는 것이 검색에 보다 더 효과적이며, 각각의 기술자들 사용에서 발생하는 오류를 줄일 수 있음을 보여준다. 본 논문에서 제안된 세 가지 기술자 사이에서, EHD 는 대체적으로 높은 성능을 나타내고 RSD 가 상대적으로 낮은 성능을 나타낸다. 그러나 EHD 는 추출된 관심영역의 개수 변화에 민감하게 반응하여 불규칙한 검색 성능 분포를 가지는데 반해, CSD 는 관심영역의 개수에 상관없이 고른 검색 성능을 나타낸다.



(그림 11) 중요도에 따른 초기 가중치 부여 방식과 무가중치 방식의 NMRR 성능 비교

세 번째로, 영상에서 하나 이상의 관심영역이 추출된 경우 관심영역에 대한 상대적 중요도를 평가하여 초기 가중치를 설정하여 영상 간 특징 벡터 값을 비교하는 제안된 알고리즘의 검색 성능을 분석하였다.

그림 11 의 실험 결과와 같이, 제안 알고리즘은 관심영역에 인간 시각에 부합하는 의미론적인 가중치를 부여하여 보다 더 적절한 영역을 유사 영역으로 판단하기 때문에 높은 검색 성능을 가진다.

<표 1> 관심영역과 세가지 기술자를 동시에 사용한 방법과 각각의 기술자를 분리시킨 방법과의 성능 비교

Method	ANMRR
ROI + Three Descriptors	0.3347
ROI + CSD 1-Descriptor	0.4641
ROI + EHD 1-Descriptor	0.4475
ROI + RSD 1-Descriptor	0.5082
Full image with CSD+EHD Descriptors	0.3906

6. 결론

본 논문에서는 세 가지 특징을 조합하여 이용하고 영역에 대한 초기 가중치를 설정하여 영상 간 유사도 측정을 수행하는 관심영역기반의 의료 영상 검색 시스템을 구현하였다. 관심영역 추출을 위하여 중요 포인트와 중요대비 맵을 이용한 관심 윈도우를 사용하였으며, 각 영역에 대해 컬러, 질감, 형태 기술자를 조합하여 특징을 추출하였다. 또한 인간 시각에 부합한 검색 성능 향상을 위해 관심 영역에 대한 중요도 가중치를 상대적으로 설정하였으며, 수행된 실험에서 보듯이 제안된 방식은 높은 검색 성능을 나타내었다.

향후 제안된 시스템은 보다 정밀한 관심영역 추출 방법과 사용자 주관의 적합성 피드백 연구를 통해 검색 성능을 향상 시킬 수 있도록 연구를 계속할 것이다.

참고문헌

- [1] SooYeong Kwak, ByoungChul Ko and Hyeran Byun, "Automatic Salient-object Extraction using the Contrast Map and Salient Points," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 3332, pp.138-147, 2004.
- [2] Manjunath B.S. *et al.*: Introduction to MPEG-7, John Wiley&Sons, Ltd (2002).
- [3] Ko B.C. and Byun H.: FRIP: A Region-based Image Retrieval Tool Using Automatic Image Segmentation and Stepwise Boolean AND Matching, IEEE Transaction on Multimedia, Vol. 7. Issue 1, (2005) 105-113.
- [4] Itti L., Koch C. and Niebur E., "A Model of Saliency-based Visual Attention for Rapid Scene Analysis," IEEE Trans. on PAI, Vol.20, pp.1254- 1259, 1998.
- [5] Louprias, E., Sebe, N.: Wavelet-based salient points for image retrieval. In Research Report RR 99.11.