Collection @ chosun

creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

[UCI]I804:24011-200000238421
Collection @ chosun

2009년 8월
석박사학위 논문

2009년 8월
3mm
석사학위논문
논문제목
성명 백정욱

Novel corner patch based feature extraction technique for image retrieval

조선대학교 대학원
정보통신공학과
백 정 욱

Collection @ chosun

Novel corner patch based feature extraction technique for image retrieval

2009년 8월 25일

조선대학교 대학원

정 보 통 신 공 학 과

백 정 욱

Collection @ chosun

Novel corner patch based feature extraction technique for image retrieval

지도교수 박 종 안

이 논문을 공학 석사학위신청 논문으로 제출함

2009년 8월

조선대학교 대학원

정 보 통 신 공 학 과

백 정 욱

Collection @ chosun

백정욱의 석사학위논문을 인준함

위원장 한 승 조 (인)

위 원 박 종 안 (인)

위 원 권 구 락 (인)

2009년 8월

조선대학교 대학원

Collection @ chosun

목 차

도 목 차 ····· iii
표 목 차 ····· v
ABSTRACT ····· vi

Ⅰ. 서 론 ····· 1
A. 연구의 배경 및 목적 ····· 1
B. 연구의 내용 및 구성 ····· 3
II. 내용기반 영상검색 시스템 ····· 4
A. 내용기반 영상검색 시스템의 개념 및 구성 ····· 4
B. 내용기반 영상검색 시스템의 필요성 ····· 5
C. 내용기반 영상검색을 위한 특성표현 ····· 6
1. 색상정보 ····· 6
a. 칼라 히스토그램 인터섹션 ····· 8
b. 누적 히스토그램 ····· 9
c. 색상 모멘트 ····· 10
2. 질감정보 ····· 11
3. 형태정보 ····· 12
D. 에지 와 에지검출 ····· 13
1. 기울기 연산자와 소벨 연산자 ····· 15
2. 응용가능 연산자 ····· 18
a. 라플라시안 연산자 ····· 18
b. LOG 연산자 ····· 19
c. 로버트 교차 기울기 연산자 ····· 20
d. BDIP ····· 21

Collection @ chosun

3. 캐니 에지 검출기 ····· 21
4. 에지 기반 영상 검색 ····· 22
a. 에지의 방향 히스토그램을 이용한 기법 ····· 22
b. 저나이크 모멘트를 이용한 기법 ····· 23
Ⅲ. 영상 알고리즘 설계 ····· 25
A. 기존 알고리즘 ····· 25
B. 제안한 영상검색 알고리즘 ····· 26
1. 그레이스케일 영상으로 변환 ····· 27
2. Canny 필터링에 의한 에지 검출 ····· 27
3. 하프변환을 통한 라인영상 검출 ····· 28
4. 영상에서의 코너점 추출 ····· 28
5. 특징자 테이블 ····· 29
Ⅳ. 시뮬레이션 ····· 31
A. 결과 및 분석 ····· 32
1. 코너점 픽셀 크기변화에 따른 영상검색 상관관계 ····· 31
2. 코너점 픽셀 값의 크기변화에 따른 영상검색 상관관계 ····· 35
3. 성능평가 ····· 38
V. 결론 ····· 40
참고문헌 ····· 41

Collection @ chosun

도 목 차

그림 2.1 내용기반검색 시스템 개요 ····· 6
그림 2.2 시각적 유사성을 갖지 않는 3개의 히스토그램 ····· 9
그림 2.3 히스토그램의 누적 히스토그램 ····· 10
그림 2.4 밝기의 변화에 따른 윤곽선의 종류 ····· 14
그림 2.5 밝기 변화에 의한 윤곽선의 기울기 변화 ····· 14
그림 2.6 미분 연산자에 의한 윤곽선의 파형 ····· 15
그림 2.7 1차원 영상에 대한 형상과 기울기 ····· 16
그림 2.8 소벨 연산자의 ∇_x마스크 및 ∇_y마스크 ····· 18
그림 2.9 라플라시안 마스크의 예 ····· 19
그림 2.10 LOG 연산자의 블록도 ····· 20
그림 2.11 로버트 교차 기울기 연산자의 마스크들 ····· 20
그림 3.1 기존 알고리즘 ····· 25
그림 3.2 제안한 알고리즘 ····· 26
그림 3.3 RGB 이미지 ····· 27
그림 3.4 그레이스케일 이미지 ····· 27
그림 3.5 Canny 에지 이미지 ····· 28
그림 3.6 Hough 변환 후 이미지 ····· 28
그림 3.7 Corner point 이미지 ····· 29
그림 3.8 첫 번째 코너점의 실제 픽셀 값 ····· 29
그림 3.9 첫 번째 코너점 특징자값 추출 ····· 30
그림 4.1 코너점 픽셀 크기를 3*3 으로 분할 후 실행 결과 ····· 33
그림 4.2 제안한 알고리즘으로 실행 결과 ····· 33
그림 4.3 코너점 픽셀 크기를 9*9로 분할 후 실행 결과 ····· 34
그림 4.4 5*5 크기정보에서 특징자가 최솟값 실행 결과 ····· 35

Collection @ chosun

그림 4.5 5*5 크기정보에서 특징자가 중간 값 실행 결과 ····· 35
그림 4.6 5*5 크기정보에서 최댓값 실행 결과 ····· 36
그림 4.7 각 특징자들의 성능측정 시간 그래프 ····· 37
그림 4.8 각 특징자들의 프리시즌과 리콜 값에 대한 그래프 ····· 37
그림 4.9 기존 알고리즘의 결과 ····· 38
그림 4.10 제안한 알고리즘의 실행 결과 ····· 38
그림 4.11 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능비교 그래프 ····· 39

Collection @ chosun

표 목 차

표 3.1. 특징자 테이블 구성 ····· 28
표 4.1. 코너점을 픽셀 크기에 변화에 따른 성능 측정 ····· 34
표 4.2. 특징자 픽셀의 크기와 픽셀 값의 영향에 따른 성능측정 ····· 36
표 4.3 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘 성능비교 ····· 39

Collection @ chosun

ABSTRACT

Novel corner patch based feature extraction techniques for image retrieval

Beak, jeong-uk
Advisor : Prof. Park, JongAn, Ph.D.
Department of Information & Communications Engineering,
Graduate School of Chosun University

In this dissertation the subject of computer vision, specifically content based image retrieval (CBIR) is studied. Specialized applications for image based query and retrieval are researched and useful results are produced. Gray-scale nature of images is analysed. Different techniques are proposed for image retrieval and compared together to check the performance and retrieval accuracy. Retrieval technique is based on corner patches. Intersection of two or more lines are considered as the corner points. Before detecting the intersection, edges are identified for detecting the lines in the image by using canny edge detection technique, which is the most widely used approach for edge detections. Lines are detected by using Hough transform. After detecting all the corner points from the image, 3x3, 5x5, and 9x9 patches are extracted to construct the feature vector. Maximum, minimum, and median value of the pixels from each patch are calculated and stored in a feature vector. Comparison between the feature vectors is performed by using Euclidean distance. After comparison results are obtained and the most relevant results are brought on the top and diplayed.

Simulation was performed using MATLAB, and tested against existing algorithm. Performance and recall analysis show that the proposed techniques have superior performance and retrieval accuracy than already known algorithm.

Collection @ chosun

Ⅰ. 서 론

A. 연구의 배경 및 목적

최근 정보통신망 및 멀티미디어 기술의 발전으로 인해 컴퓨터상에서 대용량 디지털 이미지들이 급속도로 많이 사용되고 있고, 멀티미디어 정보가 매우 중요시 되고 있다. 또한 휴대폰, 디지털카메라등의 멀티미디어 정보를 만들어내는 장비의 증가로 인하여 멀티미디어 정보가 급속도로 증가하고 있다. 이러한 멀티미디어 기술의 발전으로 인해 불과 몇 년 전만해도 소수만이 사용하던 홈페이지가 최근에는 미니홈피, 개인블로그 등으로 보편화 되면서 개개인이 소유하고 있는 수많은 이미지와 동영상들이 웹으로 쏟아지고 있음으로 인하여 그만큼 영상의 관리와 검색은 어려워지고 있다. 그래서 이와 같이 다양하고 방대해지는 영상정보들을 보다 효율적인 저장과 검색을 가능하게 하는 관리기술을 필요로 하게 되었다.

현재 이미지 검색을 다루고 있는 소프트웨어들은 빠르게 발전하고 있는 하드웨어의 속도에 비하면 아직도 많은 연구가 필요하다. 대부분의 영상검색 방법은 대량의 영상에서 사용자가 이용하기를 원하는 특정한 영상을 찾아내는 것이 주 목적이다. 따라서 대량 영상의 효율적인 검색을 위해서는 데이터에 대한 적절한 표현 방식이 필요하다.

초창기의 전통적인 이미지 검색 방법은 주로 키워드를 사용한 텍스트 기반 영상검색 방법(Text based image retrieval)을 사용하였으나 이 방법은 이미지에 대한 주석을 생성하는 과정에서 개인적인 주관차이로 인한 오차와 대량의 이미지 데이터를 사람이 직접 주석을 작성해야하기 때문에 이미지 데이터의 본질을 잃는 경우도 발생한다. 1995년 Enser[1]은 텍스트 기반 이미지 검색 방법 보다 이미지 데이터 자체를 내용으로 기반 하여 표현하는 것이 이미지검색 분야의 심각한 제약과 왜곡을 피할 수 있다고 하였다. 결과적으로 내용기반 이미지검색 처리가 자연스러운 검색 방법이라고 할 수 있다.

본 연구에서는 사용자가 요구하는 영상을 검색하는데 필요한 영상의 특징들을 추

Collection @ chosun

출하여 이를 데이터베이스화한 다음, 원하는 영상을 실시간으로 검색할 수 있는 내용기반 영상 검색 시스템(Content based image retrieval system)의 구현에 관하여 그 방법과 구성을 설명하고자 한다. 1992년 kato[2]에 의하여 내용기반 이미지 검색(CBIR: Content Based Image Retrieval)이라는 용어가 현재까지 널리 사용되고 있다. 내용기반 이미지 검색은 이미지의 내용을 분석하여 시각적 특징 정보를 자동으로 추출하고 색인(Index)을 추가하여 저장하는 과정과 데이터베이스에서 사용자가 원하는 이미지를 자동으로 검색하는 과정을 포함한다. 원 이미지로부터 정확한 특징 정보를 추출하기가 어려운 단점이 있으나. 특징 정보를 자동으로 추출하여 색인 과정을 통한 데이터베이스구축에 필요한 시간 및 인력의 소모를 줄일 수 있다는 장점이 있다.

내용기반 이미지 검색은 이미지로부터 컬러, 질감, 객체의 모양등과 같은 특징을 이용한다. 컬러를 이용한 방법에는 1991년 swain과 ballard[3]이 제안한 컬러 히스토그램을 이용하는 방법이 있다. 이 방법은 각 컬러에 대해 이미지 픽셀 빈도를 나타내는 방법으로 질의 이미지와 데이터베이스 이미지의 히스토그램을 비교하여 공유되는 최솟값을 구하는 히스토그램 인터섹션 기법을 사용하였다. 이 방법은 현재도 많은 내용기반 이미지 검색 시스템에서 사용되고 있다.

내용기반 이미지 검색은 사용자의 질의 이미지와 비교하여 유사도가 높은 이미지를 검색하는 유사도 검색 방법을 사용하며, 이미지 검색 엔진, 지리 정보 시스템, 의료 분야 등의 다양한 분야에 응용될 수 있다.

본 연구에서는 보다 효율적인 영상 검색을 위하여 형태의 특징정보인 에지를 정보를 이용하여 알고리즘을 제안한다. 기존 알고리즘인 코너점을 기준으로 3X3 픽셀 값들을 더하여 특징벡터 테이블을 구성한 방법의 코너점 수에 따른 오차범위를 줄이기 위해 코너점을 기준으로 최곳값, 최솟값, 중간값 중 하나만을 사용하여 오차의 범위를 줄일 수 있음을 확인하였다. 또한 코너점을 기준으로 픽셀 크기에 따른 상관관계를 알아보기 위하여 3*3, 5*5, 9*9 크기로 특징벡터 테이블을 구성하고 같은 이미지데이터로 9개의 데이터베이스를 구축하여 성능 측정을 실시하였다.

Collection @ chosun

B. 연구의 내용 및 구성

본 논문에서 구현하고자 하는 에지 정보의 코너점의 특징을 이용한 영상검색은 다음과 같은 단계를 거쳐 구현하였다.

첫 번째로 질의 영상을 그레이스케일 영상으로 변환 후 canny에지검출과 하프변환을 통해 에지를 추출하고 에지와 에지가 만나는 코너점들을 구하여 코너점을 중심으로 5X5 영역중 가장 큰 픽셀 값을 특징값으로 영상검색 기술을 수행하였다.

두 번째로 특징값으로 선택한 코너점이 픽셀의 크기나 픽셀 값의 크기에 따라 검색률에 미치는 영향을 알아보기 위하여 코너점의 크기를 3*3, 5*5, 9*9 로 변화시켰으며 픽셀 값도 최곳값뿐만 아니라 최솟값, 중간 값을 이용한 영상검색을 실행하였다.

마지막으로 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 정확한 비교를 위해 내용 기반 영상검색에서 많이 사용되는 리콜과 프리시전을 성능평가 척도로 이용하였으며 MATLB 7.3을 사용하여 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘을 성능 측정하였다.

이를 위하여 Ⅱ장에서는 내용기반 영상검색 시스템에 대하여 설명하고 Ⅲ장에서는 제안한 알고리즘을 설명하였다. 제 Ⅳ 장에서는 시뮬레이션을 통해 성능을 측정하였고 마지막 Ⅵ장에서 결론을 맺는다.

Collection @ chosun

Ⅱ. 내용기반 영상검색 시스템

본 장에서는 내용기반 영상 검색 방법에 대한 정의를 비롯하여 내용기반 영상 검색 방법에서 주로 특징으로 추출되어 유사도가 비교되는 컬러와 모양, 질감, 에지 정보에 대한 대표적인 특징 추출 방법과 현재까지 개발된 내용 기반 영상 검색 시스템의 종류와 각 시스템에서 구현 시 사용한 특정값에 대하여 살펴보고자 한다.

A. 내용기반 영상검색 시스템의 개념 및 구성요소

일반적인 의미의 내용기반 검색이란, 그래픽, 영상 오디오 같은 멀티미디어 정보를 효과적이면서 신속하게 검색할 수 있도록 멀티미디어 데이터를 관리하는 기술, 즉 멀티미디어 데이터의 분석, 색인, 검색하는 기술을 말한다.

내용기반 영상 검색 시스템이 갖추어야 할 기본요소는 크게 색인(indexing), 질의입력, 정합(matching)과 브라우징(browsing)의 4가지로 볼 수 있다.[4]

■ 색인(indexing) - 검색대상이 되는 영상 정보를 데이터베이스 내의 영상으로부터 처리 과정을 통해 특징값을 추출하여 데이터베이스 내에 영상의 내부적인 표현으로 저장하는 단계로서 영상 전 처리 과정이 필요하다.

■ 질의입력 - 사용자가 원하는 질의 영상을 그래픽 툴 등을 이용하여 손쉬운 모양으로 웹상에서 또는 로컬 시스템에서 입력한다.

■ 정합(matching) - 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상을 정합하는 단계로서 질의 입력을 통해 생성된 질의 인덱스와 데이터베이스 내의 저장된 인덱스의 효율적인 정합법이 요구된다. 시스템은 유사도에 기반한 정합을 하여 후보 영상을 결정한다.

■ 브라우징 - 시스템은 사용자가 최종 선택을 할 수 있도록 유사도에 따른 검색 결과를 웹상에서 또는 로컬 시스템에서 보여 줄 수 있어야 한다.

Collection @ chosun

B. 내용기반 영상검색 시스템의 필요성

최근 비약적인 멀티미디어 기술의 발전과 더불어 수많은 정보들이 멀티미디어화, 디지털화 되고 있으며 디지털카메라, 휴대폰, 스캐너 등의 다양한 디지털 입력 장치의 개발 및 보급, 그리고 대용량의 저장 장치의 발달로 인해 많은 양의 멀티미디어 콘텐츠가 만들어지고 있다. 이러한 결과로 많은 분야에서 멀티미디어 데이터베이스들이 구축되고 있으며, 다양한 목적으로 사용되고 있다. 특히 멀티미디어 콘텐츠에서 중요한 역할을 하는 매체가 영상이며, 가장 전달력이 강하다. 이러한 방대한 영상 데이터베이스 상에서 원하는 영상을 일일이 찾아내는 일은 많은 시간과 노력을 필요로 한다.

오늘날은 인터넷 출현으로 전 세계 곳곳에 흩어져 있는 다양한 영상 자료들에 대한 접근이 가능하게 되었으며, 찾고자 하는 영상을 영상 데이터베이스 또는 인터넷 상에서 자동적으로 그리고 효율적으로 검색해 낼 수 있는 자동 영상 검색 시스템에 대한 필요성이 증대되고 있다.

초기의 검색 시스템에서는 질의 데이터로 문자 키워드를 제시함으로써 영상을 검색하는 시스템이 주류를 이루었으나 텍스트 기반의 검색 시스템은 앞서 언급한데로 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 게다가 이제는 인터넷상의 정보에 대한 개념이 텍스트만을 일컫던 과거와는 달리 다양한 미디어로 확대되고 있다. 뿐만 아니라 인터넷 이용자들이 예전과는 다르게 다양한 미디어 정보를 요구하고 있다. 그럼에도 현재 일부 멀티미디어 검색을 한다는 포털 사이트도 텍스트 기반 검색에서 벗어나지 못하고 있는 게 사실이다.

따라서 문자 키워드 대신 원하는 영상과 유사한 영상이나 컬러나 모양 등의 정보를 질의 데이터로 제시하고 자동적으로 질의 데이터와 유사한 영상들을 순서대로 출력하면 검색 시간을 단축할 수 있을 뿐만 아니라 효율적인 검색이 가능하다 이러한 기술을 내용기반 영상 검색이라 하며 검색을 위한 영상의 정보로서 컬러, 모양, 질감, 에지 등의 특징을 사용하는 기술이 많이 연구되고 있다. 따라서 이러한 영상의 내용 표현 요소를 색인 정보로 데이터베이스를 구축하여 관리 및 검색이 가능하므로 현재 많은 시스템이 내용기반 영상 검색을 사용한다.

Collection @ chosun

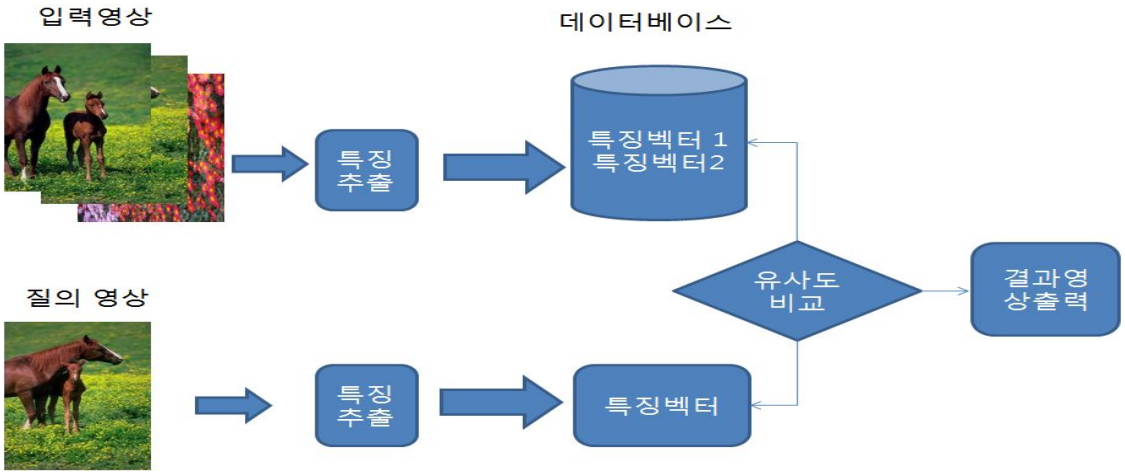

그림 2.1내용기반 영상 검색 시스템 개요

C. 내용기반 영상검색을 위한 특성표현

정지 영상의 데이터베이스로부터 원하는 내용과 유사한 영상들을 검색하는 경우에 초기 영상 집합으로부터 선택된 영상을 질의 영상으로 하여 데이터베이스 내 영상들과 특징을 서로 비교 후 유사도 판정을 위한 특징으로 앞에서 기술한 컬러, 질감, 모양, 에지 정보 등이 사용된다. 그러므로 효율적인 영상 검색을 위해서는 무엇보다도 각 영상을 대표하는 내용 요소들의 효과적인 특징추출이 중요하다.

1. 색상정보

색상이란 이미지를 볼 때 즉각적으로 인지되는 시각적 특징이며, 밝기, 색도, 채도의 세 가지 속성을 가지는 객체를 식별하게 하는 하나의 특징이다. 색상을 표현하는 데에는 RGB, HSV, YCbCr 등과 같은 색상 모델을 사용한다. 영상 검색에서 색상 특징을 나타내는 대표적인 방법으로는 칼라 히스토그램 (Color Histogram)에 의한 방법과 칼라로 유도된 감각 (Color-Induced Sensations)에 의한 방법이 있다. 칼라 히스토그램은 이미지의 하위 수준 색상 속성을 기술하는 가장 전통적인 방법이다. 칼라 히스토그램은 이미지의 색상 내용에 대한 매우 효과적인 표현이며, 칼라 히스토그램의 계산 방법은 각 색상 값에 얼마나 많은 화소가 속하는지 계소하는 통계적 방법을 사용한다.

이미지간의 유사성은 각 화소가 갖는 색상 값의 차이에 의해 결정된다. 색상을 이용한 대부분의 연구들은 색상 값을 얻기 위하여 칼라 히스토그램 방법을 이용한다.

Collection @ chosun

R, G, B의 세 가지 색상 채널별 히스토그램을 정렬한 칼라 히스토그램은 원 이미지에 특별한 변환을 가하지 않으면 R, G, B 값을 보유하고 있기 때문에, 이미지를 구성하는 각 픽셀의 RGB 색상 공간에서의 분포 특성은 검색과정에서 유용하게 사용될 수 있다

칼라 히스토그램으로서 표현되는 색상 분포는 이미지를 나타내는 객체의 각 구성요소에 대한 내용보다는 전체적인 이미지의 내용을 나타내는데 적합하다. 또한 칼라 히스토그램 방법은 객체의 회전이나 이동 등과 같은 기하학적 변형에도 비교적 영향을 받지 않으며 구현 알고리즘도 간단하다. 그러나 빛의 밝기와 이미지의 배경과 객체의 크기에 민감하고, 전혀 다른 종류의 이미지도 같은 색상 분포를 가질 수 있다는 단점이 있다. 또한 색상은 화소들 사이의 위치 영역에 대한 정보가 부족하기 때문에 객체의 대략적인 구분 정보만을 가진다. 칼라로 유도된 감각이란 색상으로 감각을 표현한 것을 말한다. 예를 들면, 빨간색이나 오렌지색은 따뜻함, 녹색이나 파란색은 차가움으로 표현하고, 비슷한 색상들이 인접해 있으면 고요함과 평온함을 느끼고, 단독으로 우위에 있는 색상의 존재와 대조의 부재는 근심을 결정하게 하며, 어두운 노란색과 자주색은 이런 감정을 강화시키며, 조화된 일치는 기쁨과 안정의 감각을 결정한다는 등이다. 이것은 하위 수준의 인지적 색상 특징을 관찰자의 직관적 관점이 잘 부합되도록 허용하는 이론으로 Itten이 표현상의 수준에서 색상 조합의 효과를 알맞게 하기 위해 180가지의 기본색상으로 배열된 Itten-Runge 색상 구조 정규 규칙들을 정의했다. Itten의 이론에 따라 색상 조합의 규칙은 감정적 수준에서 이미지 내용의 표현을 정의하는 데 사용되고 이러한 표현은 개개인의 행동과 문화에 의존한다. 칼라 정보를 이용한 대표적인 연구로는 Swain과 Ballard의 칼라 히스토그램 인터섹션(Histogram Intersection)기법이 있다. 그리고 Smith, Chang 등은 칼라 및 혼합 특성을 이용한 영상의 효율적인 질의 검색 방법과 칼라 영역들의 공간적 관계를 표현하기 위한 통계적 방법에 대해서도 연구하였다. Pass 등은 영상 내에 포함된 칼라의 응집 여부를 이용한 CCV(Color Coherence Vectors)방법을 제안하였고 에지 밀도(edge density), 기울기 크기(gradient magnitude) 등과 같은 지역 화소 특징들(local pixel features)을 칼라 히스토그램과 결합한 Joint Histogram 방법을 제안하였다.

Collection @ chosun

a. 히스토그램인터섹션

내용기반 영상검색 방법 가운데 칼라를 이용한 대표적인 검색방법은 칼라 히스토그램 인터섹션[1](Color Histogram Intersection)이다. 칼라 영상의 경우 밝기영상에 비해 정보량이 많음을 이용하여 영상의 통계적 특성을 이용한 3차원 히스토그램을 생성한 후 히스토그램 공간상에서 데이터베이스 영상과 입력영상의 정합을 시도하는 색인화 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 간단하고 적용하기 쉬우면서도 물체의 회전, 이동 및 어느 정도의 크기 변화, 그리고 이미지 획득 시 각도의 변화 등에 강인하게 동작한다는 장점을 가진다.

이 방법에서는 색상을 나타내는 색상 공간으로 식 (2-1)과 같은 RGB로부터 얻어지는 보색축(Opponent Color Axes)을 이용하였다.

$$\begin{aligned} rg &= R - G \\ by &= 2B - R - G \\ wb &= R + G + B \end{aligned} \tag{2-1}$$

이미지의 색상 히스토그램을 구하기 위해서 위 세 축의 구간을 나누어야 하는데, 여기서는 세기(intensity)축인 wb가 광원으로부터의 거리 및 밝기의 변화 등에 민감하기 때문에 영향을 줄이기 위해 구간을 더 크게 하였다. rg, by 는 16개의 구간으로, wb는 8개의 구간으로 나누어 히스토그램은 총 2048 (16×16×8)개의 그룹(bin)을 가진다. 히스토그램이 구해지면 두 이미지의 색상 히스토그램은 히스토그램 인터섹션(Histogram Intersection) 방법에 의해 비교된다. n 개의 그룹을 가진 두 이미지 I , M 이 주어졌을 때 히스토그램 인터섹션은 식 (2-2)과 같이 정의된다.

$$\sum_{j=1}^{n} \min(I_j, M_j) \tag{2-2}$$

위 식의 결과는 두 이미지 내에서 같은 색상 값을 가지고 있는 화소의 수를 나타낸다. 이 결과는 이미지의 크기에 따라 값이 변하므로 식 (2-3)과 같이 정규 화시켜서 사용한다.

Collection @ chosun

$$H(I,M) = \frac{\sum_{j=1}^{n} \min(I_j, M_j)}{\sum_{j=1}^{n} M_j} \tag{2-3}$$

만일 두 이미지가 동일하다면 위의 결과는 1이 되고 두 이미지의 색상이 전혀 다른 이 방법은 구현이 간단하고 비교적 좋은 성능을 보이지만, 조명의 변화에 민감하고 각기 다른 그룹들 간의 시각적 유사성을 전혀 고려하지 않고 각각의 그룹을 독립적으로 간주하고 비교를 했다는 점에서 문제점을 가지고 있다. 또한 어떠한 공간적인 정보도 이용하지 않고 이미지 전체에 대한 색상 특징을 구하기 때문에 잘못된 결과가 나타날 수 있으며, 특히 데이터베이스의 크기가 커질수록 그 문제가 심각해진다.

b. 누적 히스토그램

Stricker 등[5]는 Swain의 히스토그램 인터섹션 방법을 개선시킨 누적 히스토그램(cumulative histogram)을 이용한 방법을 제시하였다. [그림 2.2]에서와 같이 픽셀의 수가 N 개인 3개의 히스토그램이 있다고 할 때 보통 히스토그램 사이의 유사성 정도를 측정하는데 많이 사용되는 L_1 거리를 사용하여 거리를 계산하면 식 (2-4)과 같다.

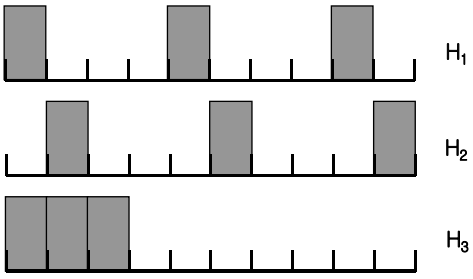

그림 2.2 L_1 거리에 의해 시각적 유사성을 갖지 않는 3개의 히스토그램

$$L_1 = d_{L_1}(H,I) = \sum_{l=1}^{n} |h_{cl} - i_{cl}| \tag{2-4}$$

$$d_{L_1}(H_1,H_2) = 2N > d_{L_1}(H_1,H_3) = d_{L_1}(H_2,H_3) = 1.33N$$

Collection @ chosun

[그림 2.2]의 히스토그램을 보면 H_1과 H_2가 더 유사하지만 실제 계산 결과는 다르게 나타남을 알 수 있다. 따라서 Stricker는 색상 히스토그램 H(M)에 대해 누적 히스토그램인 $\hat{H}(M) = (\widetilde{h_{c1}}, \widetilde{h_{c2}}, \ldots \widetilde{h_{cn}})$을 정의하였다. 여기서, $\widetilde{h_{cj}} = \sum_{c_i \le c_j} h_{ci}$이다. [그림 2.2]의 히스토그램들에 대해 누적 히스토그램을 구하면 [그림 2.3]과 같다. 다시 누적 히스토그램에 대해 L_1 거리를 이용하여 유사도 정도를 측정하면 식 (2-5)과 같다.

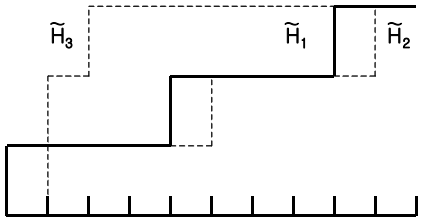

그림 2.3 그림 2.2에 주어진 히스토그램의 누적 히스토그램

$$d_{L_1}(H_2, H_3) = 4N > d_{L_1}(H_1, H_3) = 3N > d_{L_1}(H_1, H_2) = N \qquad (2\text{-}5)$$

위 결과를 보면 기존의 히스토그램을 이용한 방법보다 더 좋은 결과를 보임을 알 수 있다. 즉, 누적 히스토그램을 사용하게 되면 히스토그램을 구성할 때 잡음에 의해 유사한 색상이 다른 그룹에 속하게 되더라도 유사도 측정 시 어느 정도 반영이 됨을 알 수 있다.

c. 색상 모멘트

색상 히스토그램이나 누적 히스토그램은 검색에 적용 시 색인 과정에서 양자화가 필요하며 최적의 양자화 과정을 찾아내는 것은 아주 어려운 일이다. 따라서 인덱스 생성 과정에서 파라미터에 의존하지 않는 방법이 요구되며 이 중의 하나가 색상 분포(Color Distribution)의 특징을 이용하는 것이다. Stricker 등은 색상 검색을 위한 색상 분포의 특징으로서 각 색상 채널의 모멘트를 이용하는 방법을 제안하였다[5]. 색상 모멘트를 이용한 방법을 보면 이 방법은 확률 분포가 그것의 중심 모멘트(Central Moment)들에 의해 유일하게 표현될 수 있다는 사실을 바탕으로 하고 있다. 이미지의 색상 분포 즉 색상 히스토그램은 확률 분포로 해석될 수 있으며 따라

Collection @ chosun

서 색상 분포는 모멘트에 의해 표현될 수 있다. 여기서는 색상 정보를 위한 인덱스로서 각 색상 채널의 1, 2, 3차 중심 모멘트를 이용하였다. j 번째 이미지 픽셀에서 i번째 색상 채널의 값이 p_{ij} 라면, 이 채널과 관계된 인덱스는 식 (2-6)과 같이 계산된다.

$$E_i = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{n} P_{ij} \tag{2-6}$$

$$\sigma_i = \left(\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{n}(p_{ij}-E_i)^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

$$s_i = \left(\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{n}(p_{ij}-E_i)^3\right)^{\frac{1}{3}}$$

여기서, N 은 이미지의 픽셀 총 수이다.

r 개의 색상 채널을 가지는 두 이미지 I, H 의 각각의 색상 정보 인덱스를 E_i, F_i, σ_i, ζ_i 그리고 s_i, t_i 라고 하면 두 이미지의 색상 유사도는 식 (2-7)와 같이 얻어진다.

$$d_{mom}(H,I) = \sum_{i=1}^{r}(w_{i1}|E_i - F_i| + w_{i2}|\sigma_i - \zeta_i| + w_{i3}|s_i - t_i|) \tag{2-7}$$

여기서 $w_{kl} \geq 0\,(1 \leq l, k \leq 3)$는 사용자가 정의한 계수이다. 계수를 조정함으로써 적용 환경에 맞게 유사도 함수를 정할 수 있다.

이 방법은 이미지의 색상 정보를 적은 수의 인덱스를 이용하여 나타낼 수 있는 장점을 가지며 성능에 있어서도 히스토그램을 이용한 방법 이상의 결과를 보여주었다. 그러나 각 색상 채널사이의 상관관계에 대한 어떠한 정보도 이용하지 않으므로 그 성능에 있어서 한계가 있다.

색상 정보를 이용한 대표적인 연구로는 색상 모델의 선택이 어떻게 히스토그램에 매칭되는가를 분석한 연구[6], 이미지의 지역적 색상 속성을 특성화하기 위해 컬러 히스토그램을 집합을 제안한 연구[7], VisualSEEK 시스템에서 컬러 이미지의 위치 영역에 사용한 색상 집합에 대한 연구[8] 등이 있다.

Collection @ chosun

2. 질감 정보

질감이란 영상의 표면 특성으로 표현되는 화소간의 밝기 차이를 나타낸 것으로써 색상 정보와 함께 이미지가 가진 시각적 특징을 식별하는데 중요한 요소로 사용되고 있다.

질감은 실세계 영상들의 내용을 묘사하기 위하여 사용되며, 인간의 시각패턴에 있어 중요한 요소로 작용한다. 예를 들어 구름, 산, 벽돌, 머리카락, 벽지의 무늬, 직물 구조 등은 모두 표면적으로 독특하게 표현되는 시각적 특성을 갖는다. 질감 정보는 영상 처리와 패턴 인식 분야에서 꾸준히 연구 되고 있는 부분으로 위성사진이나 항공사진에 의한 지형이나 산림의 분석, 생체조직이나 세포의 현미경 사진 등의 응용에도 이용된다. 또한 색상 특징이 색상 공간 요소의 명암도 분포에 의해 결정되듯이 질감 특징은 연관된 화소들 간의 상호 관계를 나타내는 명암도의 공간적인 분포에 의해서 결정된다.

질감을 인식하고 분별하는 방식은 크게 나누어 구고적 방법, 통계적 방법, 스펙트럼방법으로 구별된다. 구조적 방법은 구성요소와 규칙이 명확한 경우에 사용하는 방법으로써 공간상의 배열 규칙을 이용한다. 질감의 구조가 옷감의 프린트 패턴이나 벽돌 무늬처럼 규칙적으로 반복되는 기하학적인 도형의 배열을 분석하는데 주로 이용되는 구조적 방법은 영상의 구조적인 원형과 그들의 위치 규칙을 정의함으로써 질감 정보를 표현한다. 통계적 방법은 영상의 각 화소 사이의 상호 관계를 분석하는 방법으로 구성 요소와 규칙이 불확실한 경우를 분석하는데 효과적이다. 통계Wjr 방법은 질감 성질을 묘사하기 위한 가장 단순한 기법으로써 한 영상을 대표하는 통계 값을 얻기 위하여 일반적으로 화소들 간의 공간적인 상호 의존성을 분석한다. 하지만 영상의 크기에 따라 계산 량이 증가하며 통계 값을 구하는 알고리즘이 복잡하다.[] 스펙트럼 방법은 푸리에 변화의 파워 스펙트럼에서 무늬 배열 규칙을 구하여 적용한다.

3. 형태 정보

형태정보는 영상과 영상내의 객체의 중요한 특징이다. 이러한 형태정보에 의함 방법은 크게는 영상 내 객체의 윤곽선 특징을 이용하는 boundary- based 기법과 영상내의 객체의 지역을 이용하는 region-based 기법으로 구분되고, 영상 내 객체의 면적과 길이, 원형성(circularity), 신장율(elongation), 곡률(curvature), 주축의 회전

Collection @ chosun

각(major axisorientation)등을 특징으로 이용한다. 이러한 형태 특징의 이용은 위치나 크기 등에 영향을 받지 않고, 높은 수준의 검색환경을 제공하는 장점이 있다. 그러나 객체를 이루는 윤곽선이 형태의 변환이나 방향에 따라 민감하게 반응하기 때문에 형태 정보를 표현하기위해서는 일반적으로 기하하적 변환에 무관한 불변 모멘트(invariant moment)를 정의하여야하고, 영상내의 다양한 객체들을 표현하는 수학적인 모델이 없으며, 형태간의 유사도 측정 기준이 부족하다는 문제점이 있다.

형태정보를 이용한 대표적인 연구로는 Mehrotra 등의 모양을 표현하기 위해 다각형을 이용한 연구가 있었다. 그리고 Huttenlocher 등은 수치 벡터로 표현된 모양정보를 비교하기 위해 일반적으로 사용되는 유클리디언 거리를 이용하지 않고 하우스돌프 거리 (Hausdorff distance)를 사용하였다. Niblack 등은 QBIC 시스템에서 형태 정보를 표현하기 위해 모멘트를 사용하였으며, Mokhtarian 등은 multiplescale에 의한 모양의 변화가 모양의 구조적 유사성을 검출하는데 중요하다는 것에 착안하여 해상도에 따른 윤곽 곡선의 변화를 이용한 연구를 하였다. 또한 Wang은 B-spline을 기반한 multiscale curvature의 표현을 연구하였다. 그리고 Belongie등은 모양 문맥(shape contexts)을 이용한 정합 방법에 관하여 연구하였다.

D. 에지와 에지검출

윤곽선은 영상 안에서 영역의 경계(예를 들면 대상물과 배경)를 나타내는 특징으로 픽셀 밝기의 불연속 점(픽셀의 밝기가 갑작스럽게 변하는 점)을 나타낸다. 예를 들자면 증명사진에서 사람의 얼굴과 뒷배경과의 경계선은 픽셀들의 밝기가 갑작스럽게 변하게 되는데 이를 윤곽선이라고 말한다. 윤곽선은 영상 안에 있는 물체의 윤곽에 대응되며 많은 정보를 가지고 있고 물체의 위치, 모양, 크기, 표면의 무늬 등에 대한 정보를 알려준다.

사람의 눈은 바로 물체의 안쪽 면과 물체의 바깥쪽 면 사이에 경계를 보고서 인식하는 것이다. 이렇게 느낄 수 있는 것은 빛이 반사하는 정도가 물체와 배경과의 경계를 사이에 두고 밝기 차가 눈에 띄게 나타나기 때문이다. 이 밝기 차로 우리는 물체와 배경을 구분하게 된다. 만약에 아주 어두운 곳에서는 물체의 경계가 없어지므로 우리는 물체와 배경을 인식하지 못하는 것이다.

윤곽선은 영상 안에서 상당한 밝기의 차이가 있는 곳이고 이것은 대게 물체의 경

Collection @ chosun

계에 해당하는 곳이므로 대게 픽셀 값의 불연속이나 픽셀 미분 값의 불연속점에 존재한다. 영상에서의 불연속점은 크게 다음과 같이 분류할 수 있다.

① 스텝 불연속점 : 영상의 밝기가 갑자기 변하는 곳

② 라인 불연속점 : 영상의 밝기가 갑자기 변화하나 조금 지나면 다시 돌아오는 곳

스텝 불연속점에 해당하는 윤곽선을 스텝에지(step edge)라고 하고, 라인 불연속점에 해당하는 연산을 라인에지(line edge)라고 한다.

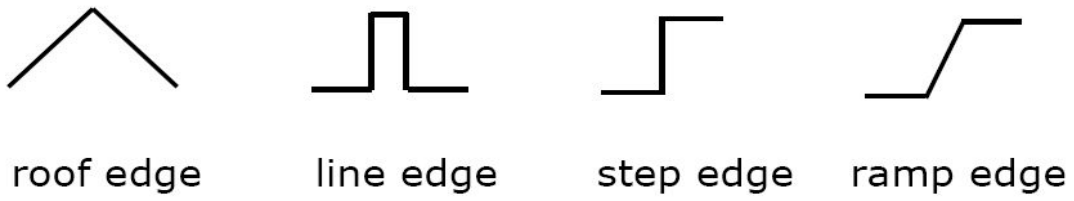

그림 2.4 밝기의 변화에 따른 윤곽선의 종류

보통 윤곽선 검출 연산을 하기 전에 잡음을 제거하기 위하여 잡음제거 연산을 시행하는 경우가 많은데 이럴 경우 잡음제거 연산의 영향으로 픽셀의 값의 변화가 둔화된다. 즉, 픽셀 값의 급격한 변화가 완만한 변화로 바뀌게 되는데 이러한 경우 스텝에지는 램프에지로 변하고 라인에지는 루프에지로 변한다.

윤곽선에 해당하는 픽셀을 구하는 방법을 윤곽선 검출이라고 하며, 현재까지 여러 가지 방법이 제안되어 있다. 윤곽선 검출 기법도 윤곽선의 종류에 따라 달라지는데 각 윤곽선 검출 방법은 나름대로의 장단점을 가지고 있다. 어떤 윤곽선 검출법은 한 응용분야에서는 좋은 결과를 나타내지만 다른 응용에서는 좋지 않은 결과를 나타낼 경우도 있다.

Collection @ chosun

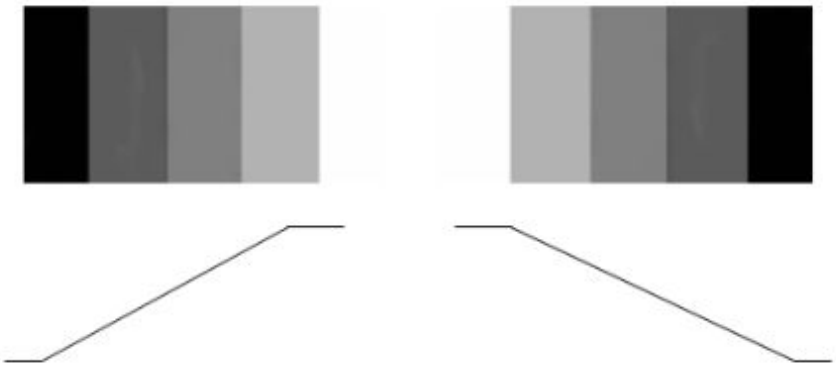

그림 2.6 밝기 변화에 의한 윤곽선의 기울기 변화

밝기 변화에 따른 기울기의 변화를 보면 급격한 밝기 변화를 보이는 경우 기울기 값이 크며 점차적으로 변화하는 경우 기울기가 완만해짐을 알 수 있다.

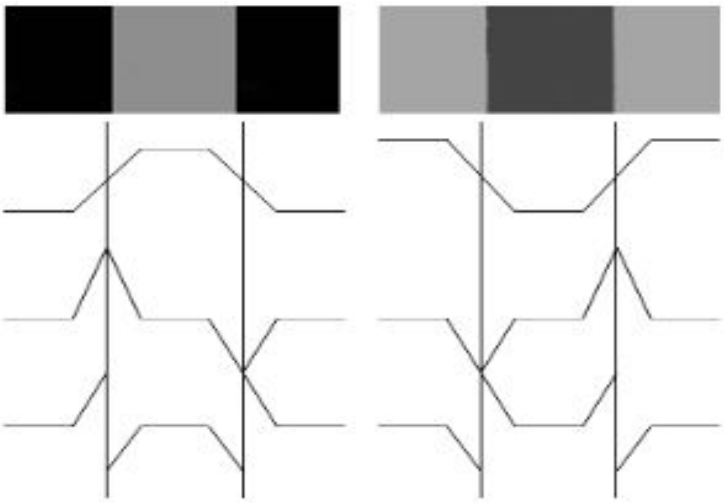

그림 2.7 미분 연산자에 의한 윤곽선의 파형

윤곽선을 검출하기 위한 대표적인 방법에는 편미분 연산자 계산에 근거한 1차 미분에 의한 영상처리 방법과 2차 미분에 의한 영상처리 방법이 있다. 1차 미분 값은 크기와 방향을 가진 벡터량으로 표현되고, 2차 미분에 의한 방법은 1차 미분 방법을 다시 한 번 미분하는 방법으로 윤곽의 강도만을 검출하는데 사용된다.

에지 정보를 표현하는 에지 연산자로는 1차기울기 연산자인 Sobel연산자,2차 기울기 연산자인 Laplacian연산자가 있으며, 이외에도 LOG(Laplacian of Gaussian) 연

Collection @ chosun

산자, 비선형 기울기(Nonlinear Gradient)연산자 등이 있으며 블록 단위로 구하는 Roberts Crossing Gradient연산자와 BDIP(Block difference of inverse probabilities)연산자 등이 있다. 다음은 이들에 대해서 설명하고자 한다.[9]~[15]

1. 기울기 연산자와 소벨 연산자

[그림 2.7]는 1차원 에지에 대한 형상과 기울기를 나타낸다. 이로부터 영상 I(x,y)의 위치 (x,y)에서의 2차원 기울기로 확장하면 다음과 같은 벡터로 표시된다.

$$\nabla I = \begin{bmatrix} \nabla_x \\ \nabla_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{2-8}$$

위치 (x,y)에서의 기울기 벡터는 I의 최대 변화율 방향을 나타낸다. 에지 검출에서 중요한 값은 이 벡터의 크기이며, 이는 일반적으로 간단히 기울기(gradient)라고 하며 로 표시한다.

$$\nabla I = mag(\nabla I) = \left[\nabla_x^2 + \nabla_y^2\right]^{1/2} \tag{2-9}$$

계산을 간단히 하기 위하여 이양을 다음과 같이 제곱근 연산을 생략해서 근사화하거나 혹은 절대값으로 사용하기도 한다.

$$\nabla f = |\nabla_x + \nabla_y| \tag{2-10}$$

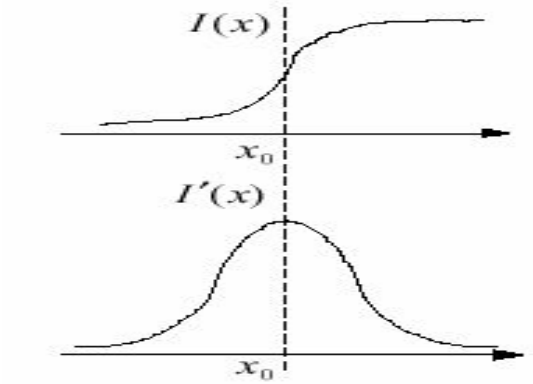

그림 2.7 1차원 영상에 대한 형상과 기울기

(2=8)과 (2-9)식으로부터 영상의 기울기 계산은 모든 화소의 위치에서편미분$\partial I/\partial x$와 $\partial I/\partial y$를 구한다. 미분은 다음과 같은 디지털 형태로 구현될 수 있다.

Collection @ chosun

$$\nabla I(m,n) = mag(\nabla I(m,n)) = \left[\nabla_x^2(m,n) + \nabla_y^2(m,n)\right]^{1/2} \qquad (2\text{-}11)$$

$$\text{or} \quad |\nabla_x(m,n) + \nabla_y(m,n)|$$

여기서 (m,n)는 영상 내의 수직 및 수평방향의 위치를 나타낸다. (m,n)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\nabla_x(m,n) = I(m+1,n) - I(m,n) \qquad (2\text{-}12)$$

$$\text{or } I(m,n) - I(m-1,n)$$

$$\text{or } I(m+1,n) - I(m-1,n)$$

소벨(Sobel)연산자는 이러한 기울기 연산자의 일종으로 영상의 차이와 평활화 효과를 같이 제공한다는 장점이 있다[16].미분 연산자는 잡음을 두드러지게 하는 때문에 이러한 잡음을 완화시키는 평활화 효과는 소벨 연산자의 장점이라 할 수 있다. 소벨 연산자는 [그림 2.8]과 같은 마스크를 사용하며 다음과 같은 디지털 형태로 표시된다.

$$\nabla_x(m,n) = [I(m+1,n+1) + 2I(m+1,n) + I(m+1,n-1)] \qquad (2\text{-}13)$$

$$- [I(m-1,n+1) + 2I(m-1,n) + I(m-1,n-1)]$$

$$\nabla_y(m,n) = [I(m+1,n+1) + 2I(m,n+1) + I(m-1,n+1)] \qquad (2\text{-}14)$$

$$- [I(m+1,n-1) + 2I(m,n-1) + I(m-1,n-1)]$$

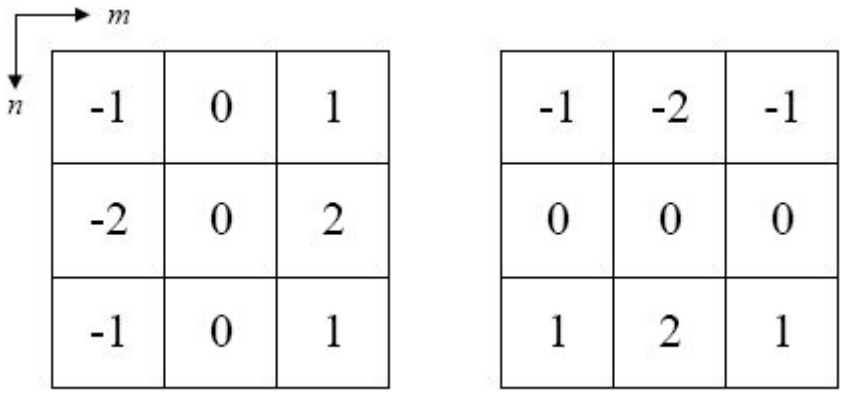

그림 2.8 소벨 연산자의 ∇_x마스크 및 ∇_u마스크

Collection @ chosun

2. 응용가능 연산자

a. 라플라시안(Laplacian) 연산자

2차원 함수 I(x,y)의 라플라시안은 다음의 2차 미분으로 정의된다.

$$\nabla^2 I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \tag{2-15}$$

라플라시안은 [그림 2.9]와 같은 마스크를 사용하며 다음과 같은 디지털 형태로 표시된다.

$$\nabla^2 I(m,n) = I_{xx}(m,n) + I_{yy}(m,n) \tag{2-16}$$

$$With \quad I_{xx}(m,n) = I_x(m,n) - I(m-1,n) \text{ and } I_x(m,n) = I_x(m+1,n) - I(m,n)$$

그 결과로 $\nabla^2 I(m,n)$은 다음과 같이 주어진다.

$$\nabla^2 I(m,n) = I(m+1,n) + I(m-1,n) + I(m,n+1) + I(m,n-1) - 4I(m,n) \tag{2-17}$$

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

-1	2	-1
2	-4	2
-1	2	-1

그림 2.9 라플라시안 마스크의 예

라플라시안은 2차 도함수이므로 일반적으로 잡음에 대해 매우 민감하다. 더욱이 라플라시안은 두 개의 에지를 만들어 내며 에지의 방향은 알 수 없다. 이런 이유로, 일반적으로 라플라시안은 화소가 에지의 어두운 부분과 밝은 부분에 있는지를 정하기 위해 보조적인 역할을 한다.[17]

b. LOG(Laplacian of Gaussian)연산자

LOG는 [그림 2.10]과 같이 임의의 영상 I(x,y)에 2차원 가우시안(Gaussian)함수 G(·)의 라플라시안을 상승(convolution)한 것이다. [그림 2.10]에서 h(x,y) 다음과 같

Collection @ chosun

이 주어진다.[17]

$$h(x,y) = \nabla^2 (G*I)(x,y) \tag{2-18}$$

여기서 G는 가우시안 평활화(smoothing)함수이며 다음과 같다.

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}) \tag{2-19}$$

따라서 ∇^2과 G는 선형이므로

$$h(x,y) = (\nabla^2 G(x,y))*I(x,y) \tag{2-20}$$

여기서 ∇^2G를 LOG(Laplacian of Gaussian)라 한다.

$$\nabla^2 G(x,y) = \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial y^2} \tag{2-21}$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma^4}(2-\frac{x^2+y^2}{\sigma_2})\exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2})$$

이러한 LOG는 두 개의 분리 필터로 나눌 수 가 있다. 먼저 LOG는 다음과 같이 형태를 가진다.

$$-\nabla^2 G(x,y) = K(2-\frac{x^2+y^2}{\sigma_2})\exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}) \tag{2-22}$$

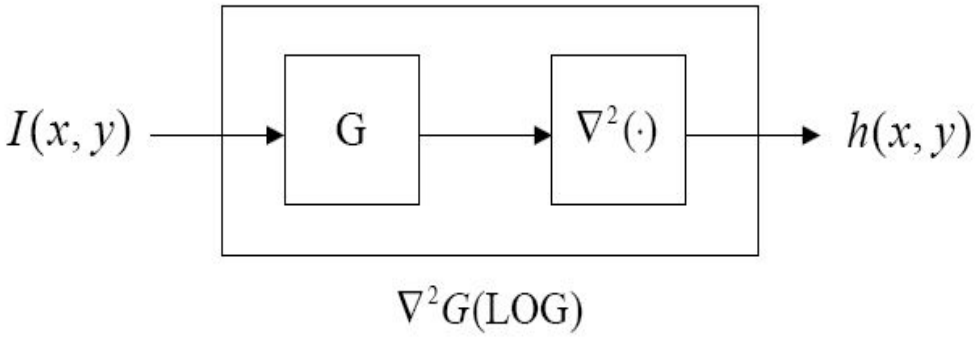

그림 2.10 LOG 연산자의 블록도

c. 로버트 교차 기울기(Roberts crossing gradient)연산자

로버트 교차 기울기 연산자는 [그림 2.11]의 두 개의 마스크들의 응답에 대한 절대값을 취하고 그 결과를 더함으로써 구현된다.[17]

Collection @ chosun

1	0
0	-1

0	1
-1	0

그림 2.11 로버트 교차 기울기 연산자의 마스크들

d. BDIP(Block difference of inverse probabilities)

BDIP는 블록내의 화소 수에 블록의 가장 큰 화소 값과 블록의 화소들의 합과의 비를 뺀 값으로 정의되며 다음과 같이 표현된다.

$$BDIP = N_B - \frac{\sum_{(i,J)\in B}\sum I(i,j)}{\underset{(i,j)\in B}{MAX\, I(i,j)}} \qquad (2\text{-}23)$$

여기서,I(x,y)는 (x,y)위치의 화소 밝기를 나타내고, NB는 블록내의 화소수를 나타낸다. BDIP는 블록 내의 최대 화소 값에 대한 화소들의 합의 비를 나타내므로 블록 내의 밝기 변화가 많으면 큰 값을 가지고 밝기 변화가 적으면 작은 값을 가진다.

3. 캐니 에지 검출기

캐니 에지 검출기 (Canny[1986])는 에지에 의해 제공되는 가장 강력한 에지 검출기 이다. 그 방법은 다음과 같이 요약될 수 있다.[18]

①. 영상은 잡음을 줄이기 위하여 규정된 표준편차 σ의 가우시안 필터로 스무딩 된다.

②. 지역적 기울기 $g(x,y) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$,에지방향 가 각점에서 계산된다. 소벨 에지 검출기, 프리윗 에지 검출기, 로버츠 에지검출기중 하나를 사용해서 g_y, g_x를 계산할 수 있다. 에지 점은 강도가 기울기 방향에서 지역 최댓값인 점으로 정의된다.

③. (②)에서 결정된 에지 점들은 기울기 크기 이미지에서 리지(ridge)가된다. 그런 후 이 알고리즘은 이들 리지의 정상을 따라 가면서 출력에 가는 선을 만들기 위하여 리지 정상에 속하지 않는 모든 화소들은 영이 되도록 한다. 이 처리과정은 “비최대값 삭제 (nonmaximal suppression)”로 알려져 있다. 이 리

Collection @ chosun

지 픽셀들은 T1<T2인 두 개의 문턱 값 T1, T2를 사용하여 문턱치 처리된다. T2보다 큰 값을 가진 리지 픽셀들은 ”강한“ 에지 픽셀이라 하고 T1과 T2사이의 값을 가지는 리지 픽셀들을 ”약한“에지 픽셀이라 한다.

④. 끝으로, 이 알고리즘은 강한 픽셀에 8-연결로 연결된 (8-connected)약한 픽셀들을 편입시킴으로써 에지 연결을 수행한다.

4. 에지 기반 영상 검색

물체의 형태 정보는 시각적으로 영상의 매우 다양한 정보를 가지고 있으며 형태 정보 기반 검색 기법은 구현하기 어렵지만 형태 정보가 물체를 가장 잘 표현하므로 내용 기반 검색 시스템에서 가장 중요한 부분이다. 형태 표현 기법은 크게 2가지 부류로 나뉘어 질 수 있다[19]. 하나는 윤곽선 기반(boundary-based)기법이고 다른 하나는 영역 기반(region-based)기법이다. 윤곽선 기반 기법은 영상내의 물체의 외곽선에 기반을 두어 특징을 추출하는 방법으로서 체인 코드(chaincode), 퓨리어 묘사(Fourierdescriptor), UNL 퓨리어 특징, 물체의 윤곽선의 반경 특징점을 이용한기법 등 다양한 기법들이 존재한다. 영역 기반 기법은 물체 영역의 기하학적인 특징을 추출하는 방법으로서 면적(area), 신장율(elongation), 오일러 수(Eulernumber),불변 모멘트(invariantmoments), 저나이크 다항식을 이용한 저나이크 모멘트(Zernikemoments)를 비롯하여 많은 방법들이 있다. 본 연구에서는 대표적인 형태 기반 검색 기법인 Jain등의 에지의 방향 히스토그램을 이용한 방법[20], 저나이크 모멘트를 이용한 방법[21] 및 지역적인 미분 불변치(local differential invariants)를 이용한 방법들에 대해 알아본다[22][23].

a. 에지의 방향 히스토그램을 이용한 기법

Jain에 의해 제안된 방법으로 영상 내의 물체의 에지의 방향 히스토그램을 형태 정보로 이용하였다. 즉 에지의 방향 히스토그램을 구한 후 히스토그램 인터섹션 방법을 이용하여 각 영상의 히스토그램을 비교하였다[20].

먼저 Canny 에지 연산자[24]를 이용하여 에지의 위치를 찾은 후 에지 위치에서 그레디언트의 방향을 구하면 에지의 방향 정보를 얻어낼 수 있다.즉 픽셀(m,n)에서 가로 수평 방향으로의 변화량을 $g_h(m,n)$ 이라 하고, 수직 방향으로의 변화량을

Collection @ chosun

$g_v(m,n)$ 라고 하면 방향은 식 (2-24)을 이용하여 계산할 수 있다.

$$\theta = \tan^{-1}\frac{g_{v(m,n)}}{g_{h(m,n)}} \tag{2-24}$$

이렇게 에지 위치에서 얻어진 방향들을 이용하여 히스토그램을 생성한 후 앞 절의 컬러 히스토그램 인터섹션을 이용하여 유사도를 비교한다. 하지만 에지의 방향을 히스토그램화 하는 것은 영상의 이동에는 불변하지만 축척이나 회전에는 변화한다는 단점을 가지고 있다. 따라서 Jain은 이러한 다음과 같은 방법을 이용하였다. 축척에 대한 문제는 영상내의 총 에지 수를 이용하여 히스토그램을 정규화 함으로써 해결할 수 있다.하지만 회전에 대한 변화는 축척에 대한 것보다 다소 어렵다. 물체가 회전하면 에지의 방향 히스토그램에서는 이동(shift)이 일어나게 된다. 하지만 다음과 같은 문제가 발생한다. 즉, 에지 방향의 히스토그램의 그룹이 45。의 각도로 나뉘어져 있을 경우, 30, 40。의 에지는 같은 그룹에 포함되게 된다. 그러나 10。의 회전이 이루어질 경우 각기 서로 다른 그룹에 속하게 됨으로써 원래의 히스토그램과는 다른 모양의 히스토그램이 만들어지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 히스토그램에 대해 평활화(srnoothing)연산을 수행하였다. 하지만 히스토 그램을 매끄럽게 만들어도 급격한 회전에는 적용되지 못하는 단점을 가지고 있으므로, 이동 축척의 변화에는 어느 정도 좋은 결과가 나왔지만, 회전의 변화에는 좋지 못한 결과를 보였다.

b. 저나이크 모멘트를 이용한 기법

저나이크 모멘트는 단위원의 내부에서 완전한 직교집합을 형성하는 복소 저나이크 다항식으로부터 유도되며 저나이크 모멘트를 이용한 영상의 인식에 대한 연구가 Khontanzad에 의해 제안되었다.[21] 저나이크 다항식의 집합은 식 (2-25)의 $V_{nm}(x,y)$에 의해서 나타내어진다.

$$V_{nm}(x,y) = V_{nm}(\rho,\theta) = R_{nm}(\rho)\exp(jm\theta) \tag{2-25}$$

Collection @ chosun

여기서,

n : 0과 양의정수

m: $|m| \le n, n-|m| = even$조건을 만족하는 정수

ρ, θ: 중심까지의 거리와 시계반대 방향의 각도

$R_{nm}(\rho)$: 방사형다항식

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{n-|m|} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s!(\frac{n+|m|}{2}-s)!(\frac{n-|m|}{2}-s)!} \rho^{n-2s} \qquad (2\text{-}26)$$

디지털 영상 f(x,y) 에 대한 n 차, 반복계수 m 의 저나이크 모멘튼는 저나이크 다항식을 이용하여 식(2-27) 와 같이 정규 모멘트와 유사하게 정의 된다.

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\Pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V^{s_{nm}}(x,y), \text{여기서} x^2 + y^2 \le 1 \qquad (2\text{-}27)$$

각 영상에 대해서 이렇게 추출된 모멘트들을 비교함으로서 영상간의 형태 유사성을 비교할 수 있다.

저나이크 모멘트의 경우 회전에 의한 모멘트의 크기가 불변이고, 그것들로부터 영상의 재구성이 쉽다는 특징이 있다. 저나이크 모멘트를 적용하기 위해서는 반드시 크기와 이동에 대한 정규화 과정이 있어야 한다. 즉, 영상 내의 물체가 영역 $x^2 + y^2 \le 1$ 내부에 위치하도록 조정되어야 한다. 저나이크 모멘트는 완전한 직교집합으로, 저나이크 모멘트를 이용하여 원 영상을 복원할 수 있으며 영상의 기하하적 변형(이동, 회전, 축척)과 조명변화에 매우 강인하고 영상 전체의 형태 정보를 효과적으로 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 영상 열화에 매우 민감하고 영상 내부의 세부 픽셀 값은 무시되는 약점이 있다.

Collection @ chosun

III. 영상검색 알고리즘 설계

A. 기존 알고리즘

빛의 강도, 외관 ,각도 거리 등 변화하는 영상을 특징 속 에서 변화지 않는 내용, 모양, 구조와 같은 것으로 유사영상을 검색하는 방법으로 물체의 코너점 정보를 사용하여 검색하는 알고리즘이다.[20]

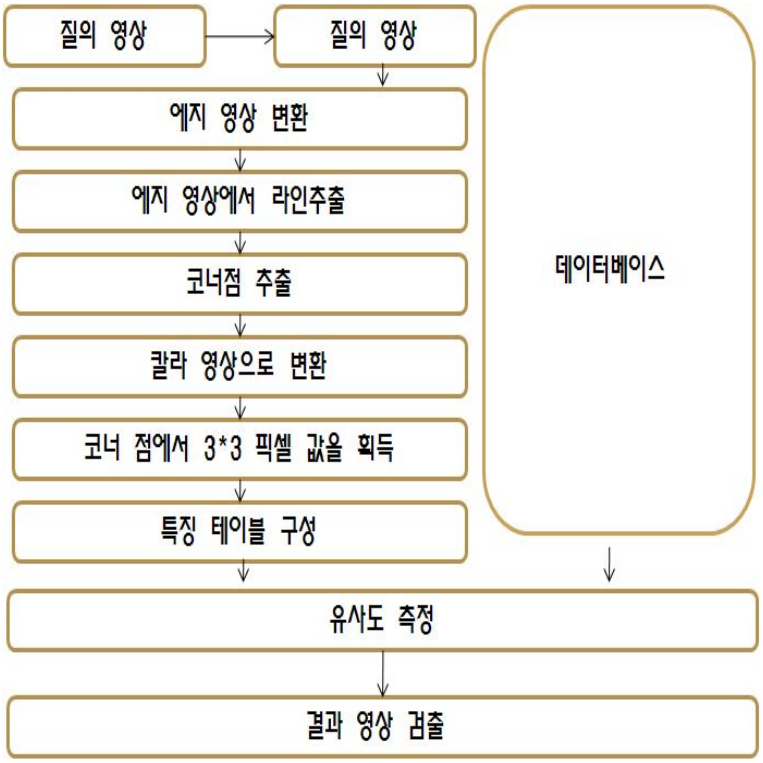

그림 3.1 기존 알고리즘

[그림 3.1]은 첫 번째로 질의 영상을 에지영상으로 변환한다. 변환한 에지영상에서 라인을 추출하여 추출한 라인 속에서 코너점 정보를 획득한다. 그 다음칼라영상으로 변환하여 획득한 코너정보를 3*3픽셀로 분할하여 픽셀 값을 모두 합한 다음 특징정보를 사용 DB영상내의 각 대상영상과 특징정보를 비교하여 유사영상을 출력하게 된다.

Collection @ chosun

B. 제안한 알고리즘

본 논문에서는 에지 특징의 하나인 코너점을 이용한 영상검색 알고리즘으로 코너점의 최고 픽셀 값을 추출하여 특징자로 이용한 영상 검색을 제안하였다.

그림 3.2 제안한 알고리즘

1. 그레이스케일 영상으로 변환

본 알고리즘은 에서는 에지정보를 이용하였다. 에지를 추출하는 방법은 크게 영상을 그레이 영상으로 변환 후 추출하는 방법과 컬러 영상의 각 채널로부터 추출하여 결합시키는 방법으로 나눌 수 있다. 컬러 영상의 에지추출은 각 채널로부터 에지를 추출하고 다시 결합시켜야 한다. 이러한 번거로움을 줄이고자 본 알고리즘에서는 첫 번째 단계로 질의 영상을 그케이스케일 영상으로 변환한다. [그림 3.4]은 질의영상을 그레이스케일 영상으로 변환시킨 그림이다.

Collection @ chosun

2. 캐니 에지 검출을 통한 에지 이미지 변환

질의 영상을 그레이스케일 영상으로 변환 후 두 번째로 캐니 에지 검출연산을 사용한다. 캐니 에니 검출연산은 윤곽선 추출 전 불필요한 잡음을 없애기 위하여 잡음제거 연산을 시행한다. 잡음제거 연산을 시행하면 그 영향으로 인해 픽셀의 값이 변화가 둔화된다. 즉 픽셀 값의 급격한 변화가 완만한 변화로 바뀌게 되는데 이러한 경우 스텝에지는 램프에지로 변하고 라인에지는 루프에지로 변하여 밝기 변화의 차이를 쉽게 느낄 수 있게 해준다. 캐니 에지는 아주 작은 잡음과 같은 윤곽선들은 사전에 미리 제거함으로써 원하고자하는 물체의 큰 윤곽을 알아낼 수 있다.

그림 3.3 RGB 이미지

그림 3.4 그레이스케일 이미지

[그림 3.5]는 그레이스케일 영상을 캐니 에지 검출을 통하여 에지성분만을 나타낸 그림이다.

그림 3.5 Canny edge 이미지

그림 3.6 Hough 변환 후 이미지

Collection @ chosun

3. 하프변환을 통한 라인영상 검출

에지 검출방법에는 많은 기법들이 있지만 이러한 기법들은 에지에 놓여있는 화소들만 검출해야 하지만, 실질적으로는 에지의 특징을 완벽하게 나타내지는 못한다.

이것은 잡음, 균일하지 않은 조명으로 인한 에지의 끊어짐, 밝기 불연속을 일으키는 다른 효과들 때문이다. 그래서 에지 검출 알고리즘을 적용한 후, 대게 화소들을 모으는 연결 과정을 거쳐 의미 있는 에지들을 만드는 작업이 뒤따르게 된다. 영상에서 선분들을 찾아 연결하기 위한 접근 방법 중의 하나가 하프변환이다. 3번째로 에지성분만을 나타낸 이미지를 하프변환을 통하여 좀 더 의미 있는 에지로 변환한다.

4 . 영상에서의 코너점 추출

하프변환으로 보안된 에지영상을 통하여 에지와 에지가 만나는 점 즉 코너점을 추출한다. [그림 3.7] 처럼 영상 안에 있는 모든 코너점이 추출되면 영상의 왼쪽 상단에서부터 오른쪽으로 이동하면서 발견되는 첫 번째 코너점부터 마지막 코너점까지 임의로 순서가 정해진다.

그림 3.7 Corner point 이미지

Collection @ chosun

5. 특징자 테이블

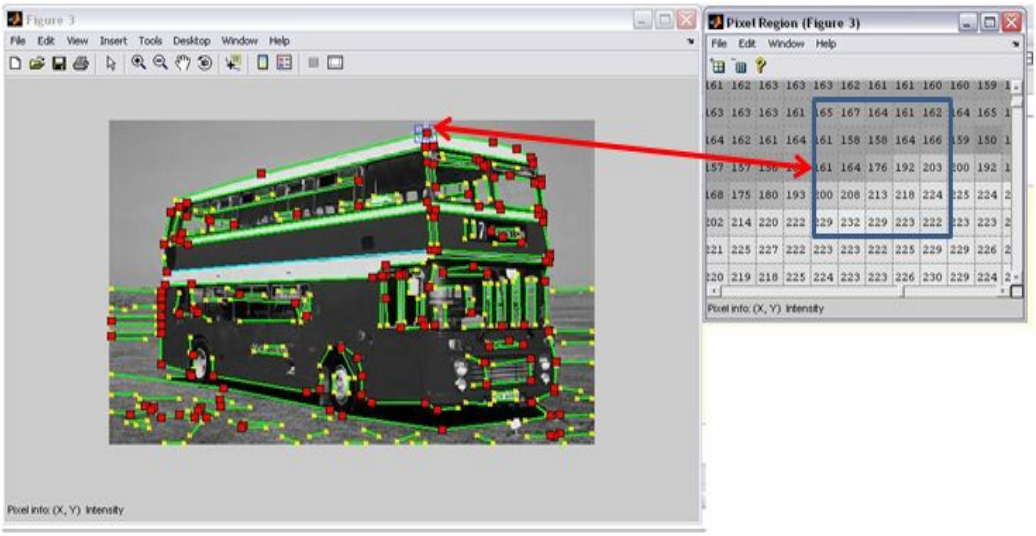

그림 3.8 첫 번째 코너점의 실제 픽셀 값

[그림 3.8]은 첫 번째 코너점의 실제 5*5 픽셀 값을 나타내고 있는 그림이며 [그림 3.9]는 첫 번째 코너점의 5*5픽셀 값에서 가장 큰 값을 특징자로 추출하는 그림이다. [그림 3.9]처럼 질의영상 안의 모든 코너점에서 특징자 값을 추출하여 [표 3.1]과 같이 특징자 테이블을 구성하게 된다. 이렇게 구성된 특징자 테이블을 사용하여 질의 영상과 데이터베이스 영상들을 비교하여 유사도와 우선순위에 따라 영상을 검색하게 된다.

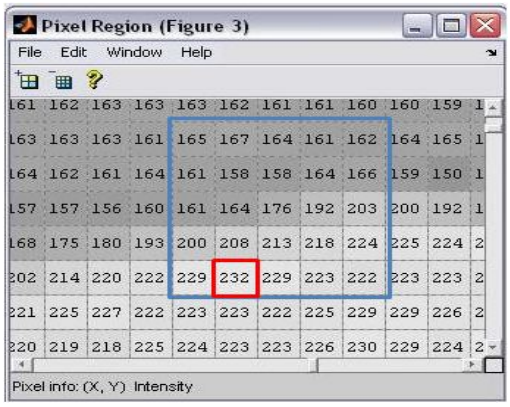

그림 3.9 첫 번째 코너점 특징자값 추출

Collection @ chosun

	첫 번째 코너점	두 번째 코너점	• • •	마지막 코너점
Maximum value	232	228	…	232

표 3.5 특징자 테이블 구성

Collection @ chosun

IV. 시뮬레이션

본 논문에서는 정확한 실험을 위하여 데이터베이스에 구축된 3000개의 다양한 칼라 영상을 사용하였고 제안된 알고리즘의 수행을 위하여 MATLAB 7.3 소프트웨어를 사용하여 실험하였다. 또한 본 알고리즘이 코너점 픽셀의 크기나 픽셀 값의 크기에 어떠한 영향을 받는지 실험하기 위해 코너점 픽셀 크기를 5*5, 3*3 ,9*9 로 변경하였으며 특징자를 최댓값, 최솟값, 중간값으로 계산했다. 마지막으로 기존알고리즘과 제안한 알고리즘의 정확한 비교를 위하여 내용기반 영상 검색에서 많이 사용되고 있는 Recall과 Precision을 성능평가 척도로 이용하였다.

A. 결과 및 분석

영상 데이터 검색을 위해서는 유사성 척도(Distance measure)가 정의되어야 한다. 본 논문에서는 질의영상과 데이터베이스의 영상들 간의 유사도를 측정하기 위해서 다음과 같은 간단한 거리척도 함수를 이용한다.

$$D(Q,I)=\sum_{i=1}^{k}|F_i-F_i'| \qquad (4.1)$$

식에서 Q 는 질의 영상, I 는 데이터베이스내의 영상이고, F_i와 F_i'는 각각 두 영상의 특징벡터이다. 영상들 간의 유사도는 두 특징 값들 사이의 절대적인 거리를 계산함으로써 쉽게 얻을 수 있고 계산된 유사도에 따라 내용기반 영상 검색 시스템에서 질의 영상과 유사한 영상들이 영상 데이터베이스로부터 검색된다. 또한 내용기반 영상 검색의 효율성을 분석하기 위해 일반적으로 정확한 매칭이 아닌 유사매칭을 수행하는 Recall과 Precision을 성능평가 척도로 이용하였다. Recall은 영상 데이터베이스에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율이고, Precision은 검색된 영상 중에서 질의와 관련된 영상의 비율을 나타낸다. Recall과 Precision은 아래의 식 (4.2), (4.3)와 같이 나타낼 수 있다.

Collection @ chosun

$$Recall = \frac{Rr}{T} \qquad (4.2)$$

$$\mathrm{Pr}ecision = \frac{Rr}{Tr} \qquad (4.3)$$

T는 검색대상 데이터베이스에서 질의와 관련된 항목의 총 수를 나타내고, Rr은 검색된 항목 중에서 질의와 관련된 항목의 수를 나타낸다. Tr은 검색된 항목의 총 수를 말한다. Recall이 크다는 것은 매칭도가 높다는 것을 뜻하며, 반대로 Precision이 높다는 것은 잘못 검출된 영상이 많지 않다는 것을 뜻한다.

1. 코너점 픽셀 크기변화에 따른 영상검색 상관관계

먼저 코너점 픽셀의 크기가 영상검색에서 어떠한 영향을 끼치는지 알아 보기위하여 본 알고리즘에 코너점 픽셀 크기를 3*3, 5*5, 9*9 로 분할 한 후 영상검색을 실행하여 [그림 4.1], [그림 4.2], [그림 4.3]과 같은 결과를 얻을 수 있다.

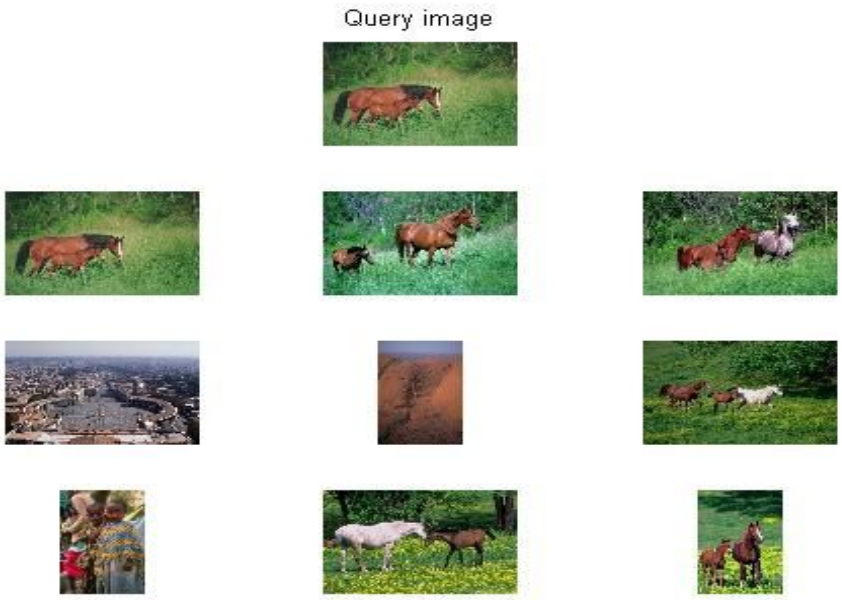

그림 4.1 코너점 픽셀 크기를 3*3 으로 분할 후 실행 결과

Collection @ chosun

그림 4.2 제안한 알고리즘으로 실행 결과

그림 4.3 코너점 픽셀 크기를 9*9로 분할 후 실행 결과

Collection @ chosun

	precision	recall	time
3*3 MAX	0.585	0.263	5.63
5*5 MAX	0.592	0.266	5.99
9*9 MAX	0.414	0.263	6.34

표 4-1 코너점을 픽셀 크기에 변화에 따른 성능 측정

검색 결과를 보면 코너점의 픽셀 크기가 클수록 계산 량이 많아지기 때문에 성능 측정시간이 조금씩 늘어나는걸 볼 수 있다. 또한 3*3 과 5*5의 결과 값은 거의 유사하지만 9*9크기정보를 가지고 검색 했을 때는 프리시즌이 눈에 띄게 떨어지는 면을 볼 수 있다. 이는 코너점과 코너점이 거리를 두고 있는 단순한 이미지 같은 경우에는 검색결과가 잘나오는 반면 코너점과 코너점의 거리가 가까운 복잡한 이미지 같은 경우 코너점의 픽셀크기가 커서 특징자의 역할을 수행하지 못하여 유사성이 있는 영상을 찾아내지 못하였다. [표 4-1]의 결과 값을 가지고 가장 결과 값이 좋았던 5*5 크기정보를 이용하여 다음 실험인 픽셀 값에 따른 영상검색 상관관계를 측정하도록 한다.

2. 코너점 픽셀 값의 크기변화에 따른 영상검색 상관관계

앞에서 실험한 픽셀의 크기변화에 따른 영상검색 실험에서 가장 좋은 결과를 보였던 5*5 크기정보를 사용하여 특징 자가될 픽셀 값을 최대, 최소, 중간 값으로 측정하여 픽셀 값의 크기변화에 따른 영상검색 상관관계를 알아본다.

Collection @ chosun

그림 4.4 5*5 크기정보에서 특징자가 최소 값 실행 결과

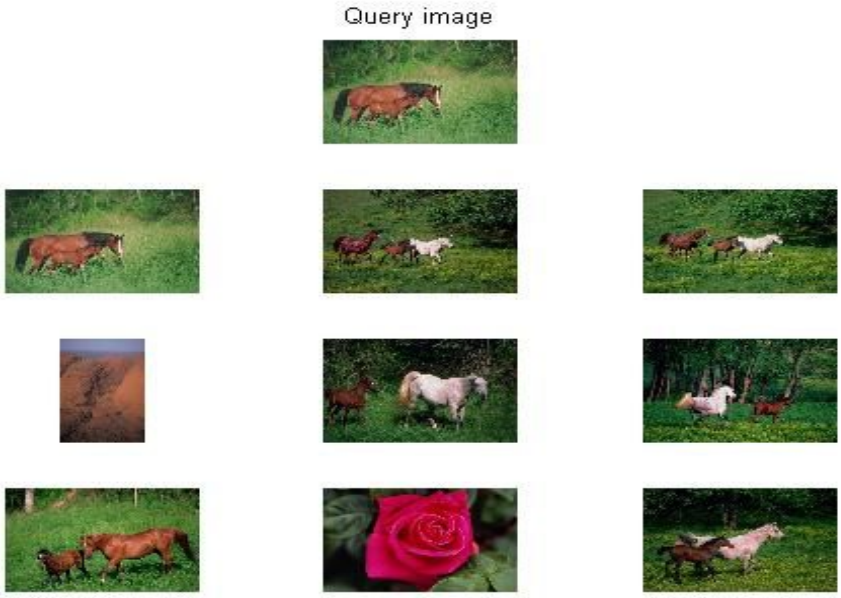

그림 4,5 5*5 크기정보에서 특징자가 중간 값 실행 결과

Collection @ chosun

그림 4.6 5*5 크기정보에서 최대 값 실행 결과

	precision	recall	time
3*3 MAX	0.585	0.263	5.63
3*3 MED	0.503	0.226	5.83
3*3 MIN	0.518	0.233	5.91
5*5 MAX	0.592	0.266	5.99
5*5 MED	0.548	0.246	6.08
5*5 MIN	0.488	0.22	6.26
9*9 MAX	0.414	0.263	6.34
9*9 MED	0.555	0.25	6.35
9*9 MIN	0.444	0.2	6.45

표 4.2 특징자 픽셀의 크기와 픽셀 값으 영향에 따른 성능측정

각각의 특징자를 가진 9개의 데이터베이스를 가지고 실험한 결과 [표4.2]와 같은 실험 결과를 얻을 수 있다. 3*3, 5*5 의 실험 결과 값을 보면 최댓값 > 중간값 > 최솟값으로 일관적인 성능의 결과를 볼 수 있다. 하지만 9*9의 결과 값은 첫 번째 실험 결과와 마찬가지로 특징자의 역할을 수행하지 못하여 결과 값이 고르지 못하다.

Collection @ chosun

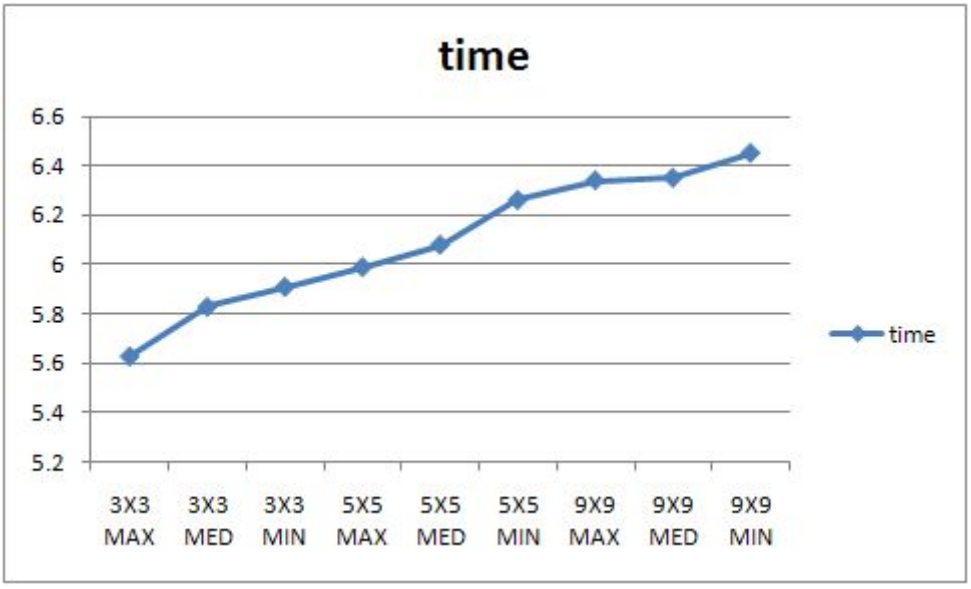

그림 4-7 각 특징자들의 성능측정 시간 그래프

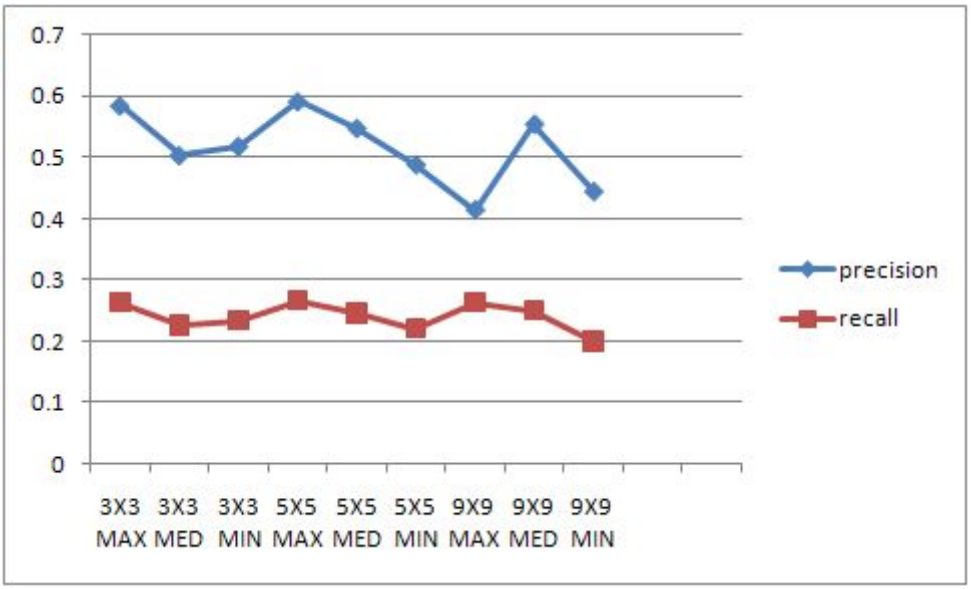

그림 4-8 각 특징자들의 프리시즌과 리콜 값에 대한 그래프

Collection @ chosun

3. 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘 비교

코너점의 3*3 픽셀 값을 더해 특징자를 추출하였던 기존알고리즘과 코너점의 5*5 픽셀중 가장 큰 값을 특징자로 추출한 본 알고리즘을 각각 MATLAB 프로그램을 통해 같은 이미지들의 데이터베이스를 구축하고 실행하였다.

그림 4-9 기존 알고리즘의 결과

그림 4-10 제안한 알고리즘의 실행 결과

Collection @ chosun

	precision	recall	time
5*5 MAX	0.592	0.266	5.99
SUM	0.518	0.233	6

표 4.3 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘 성능비교

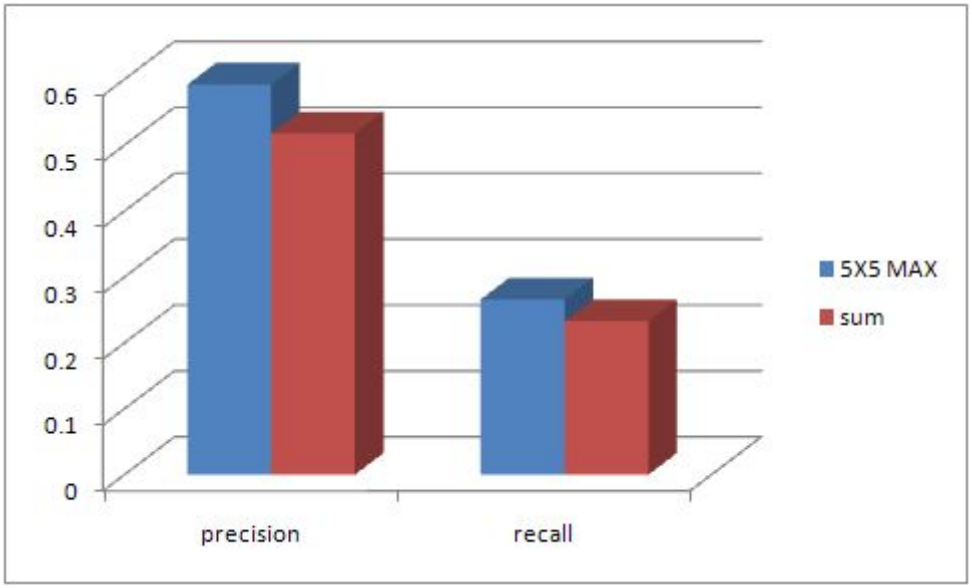

그림 4-11 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능비교 그래프

[표 4.3]에서 나타난 것과 같이 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘 보다 프리시즌이나 리콜 값이 높다. 기존알고리즘은 영상내의 코너점들을 추출하여 코너점을 중심으로 3*3 픽셀 값을 더해 특징자로 사용하였기 때문에 데이터베이스 이미지들과 코너점의 개수가 다르면 그 오차 범위는 커지게 된다. 하지만 제안한 알고리즘은 특징자가 5*5 픽셀크기에서 제일 큰 픽셀 값만을 가지고 있기 때문에 데이터베이스의 이미지들과 코너점의 개수가 크게 차이나지 않은 이상 오차의 범위는 작아지게 된다.

Collection @ chosun

Ⅴ. 결론

영상검색 방법들 중에 현재까지 보편적으로 사용되는 방식은 텍스트 기반 영상검색 방법이다. 이 텍스트 기반 영상검색방법은 영상에 대한 주석을 생성하는 과정에서 개인적인 주관차이로 인한 오차 이외의 많은 문제점을 가지고 있다.

이와 반대로 내용기반 이미지 검색은 이미지의 내용을 분석하여 시각적 특징 정보를 자동으로 추출하고 색인을 추가하여 저장하는 과정과 데이터베이스에서 사용자가 원하는 이미지를 자동으로 검색하는 과정을 포함한다. 영상으로부터 정확한 특징 정보를 추출하기가 어려운 단점이 있으나. 특징 정보를 자동으로 추출하여 색인 과정을 통한 데이터베이스구축에 필요한 시간 및 인력의 소모를 줄일 수 있다는 장점이 있다.

내용기반 영상검색은 영상으로부터 컬러, 질감, 형태등과 같은 특징을 사용한다. 본 논문에서는 에지특징 정보 중 코너점 특징 정보를 사용하여 내용기반 영상검색을 제안하여 다음과 같은 결과를 얻어 내었다.

첫째, 텍스트 기반 영상검색 방법에서의 단점을 해결하기 위하여 단순 키워드 입력이 아닌 내용 기반 영상검색 방법을 사용 하였다. 이로 인해 영상 데이터의 속성을 일관성 있게 텍스트로 표현하기 어려웠던 점을 칼라, 형태 등 영상의 시각적인 특징들을 추출하여 원하는 영상을 효율적으로 검색할 수 있게 하였다.

둘째, 본 알고리즘에서 제안한 특징자의 영역크기와 픽셀 값의 크기에 따른 검색률에 미치는 영향을 알아보기 위하여 총 9개의 데이터베이스를 만든 후 성능측정을 하였다. 그 결과 본 알고리즘에서 사용한 특징벡터가 가장 좋은 성능을 나타냈음을 알 수 있었다.

셋째, 마지막으로 기존 알고리즘의 문제점 이였던 코너점의 수에 따라 크게 발생하는 오차의 범위를 줄이기 위한 방법으로 제시되었던 제안된 알고리즘과의 성능측정 결과에서 제안된 알고리즘의 성능이 기존 알고리즘 보다 Recall값이 0.033, precision값은 0.074가 우수함을 알 수 있었다

Collection @ chosun

참고문헌

[1] P. G. B. Enser, "Pictorial information retrieval, Hournal of Documentation. ," 51(2), pp.125~170, 1995

[2] K. Hirata, T. Kato, "Query by Visual Example," Proc. EDBT conference, pp 56-71 1992.

[3] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing International Journal of Computer Vision," Vol.7 No.1, pp.11~32, 1991

[4] Kyoji Hirata, Yoshinori hara, Naoki Shibata and Fusako Hirbayashi, "Media-based Navigation for Hypermedia System," In Hypertext '93, ACM Press, pp.159~173, 1993.

[5] M.A. Stricker and M. Orengo, "Similarity of Color Images," Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE), pp.381~392, 1995

[6] Gevers T. and A. Smeulers, "A Comparative Study of Several Colour Models for Colour Image Invariant Retrieval", Proc. of First Int. Workshop on Image Database and Multimedia Search, Amsterdam, pp.17~27, Aug. 1996.

[7] Colombo C, A. Rizzi and I. Genoversi, "Histogram families for colour-based retrieval in image dagabase," Proc. ICIAP'97, Florence, pp.204 ~211, 1997

[8] Smith J. R. and S. F. Chang, "Visual SEEK: A fully automated content-based image query system," ACM multimedia'96, Boston, MA. 1996

[9] 예제 중심의 Visual C++ 6.0 (홍릉과학출판사, 2007, 박정용 저)

[10] Visual C++을 이용한 디지털 영상처리 (사이텍미디어, 2003, 강동중 저)

[11] IT EXPERT 영상 처리 프로그래밍 by Visual C++ (한빛미디어, 2007, 황선규 저)

[12] Visual C++을 이용한 실용 영상 처리 (생능출판사, 2005, 정성태 저)

[13] 영상처리 이론과 실제 (홍릉과학출판사, 1999, Randy Crane 저)

Collection @ chosun

[14] http://blog.naver.com/recre8or 난초도둑 님의 네이버 블로그.

[15] http://forwhite.tistory.com/18 forwhite 님의 블로그.

[16] M. A. Stricker and A. Dimai, "Color infexing with weak spatial constraints," In Storage and Retrieval for Still Image and Video Data bases, volume 2670, pp.29~40, 1996.

[17] Jeong, Il-Hoe "Image retrieval based on gray scale histogram refinement and horizontal edge features," 조선대학교 학위논문, pp.12~20, 2008.

[18] Yoo, Gi-Hyoung "확장된 코릴로그램 형태 정보를 이용한 내용기반 이미지 검색" 전북대학원 석사학위논문, pp.11~28, 2006.

[19] Jianping Fan and David. K.Y.Yan, "Automatic Image Segmentation by Intergrating Color-Edge Extraction and Seeded Region Growing," IEEE Trans. on Image Processing, Vol.10, No.10, pp.1454~1466, 2001.

[20] Nishat Ahmad, "Object Retrieval Approach with invariant Features Based on corner Shapes," IEEE Communication Society, Vol.1 pp.840~845, 2007.

[21] A.Khotanzad and Y.H.Hong, "Invariants Image Recognition by Zernike Moments," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12. No.5, pp.486~4971, 1990.

[22] C.Schmid and R.Mohr, "Matching by Local Invariants," Technical report N2644, INRIA, 1995.

[23] Sxhmid and R.Mohr, " Local Gray value Invariant for Image Retrieval," IEEE Trans. on pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol.19, No.5, pp.550~535, 1997.

[24] Canny,"A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence. Vol.8, pp.679~698, 1986.