



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 공개특허공보(A)

(51) Int. Cl.⁹

A61B 10/00 (2006.01) G06F 17/00 (2006.01)

(21) 출원번호10-2007-0073754

(22) 출원일자2007년07월23일

심사청구일자2008년09월10일

(11) 공개번호10-2009-0010555

(43) 공개일자2009년01월30일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울 성북구 안암동5가1 고려대학교 내

(72) 발명자

오철환

서울 강남구 일원동 716 목련타운 103-1501

문중섭

서울 강동구 고덕동 고덕시영아파트 7-404

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

이문섭, 윤여강

전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 영상분석을 이용한 악성흑색종 진단 시스템

(57) 요약

본 발명은 영상분석을 이용한 악성흑색종 진단 시스템에 관한 것으로, 더욱 구체적으로 Dermoscopy를 통해 얻어진 색소성 피부질환의 영상을 이용하여 악성흑색종의 특징점을 검출하고 Support Vector Machine(SVM)을 통해 학습시켜 악성흑색종의 판단기준을 마련하여 동일한 방법으로 특징점을 추출한 영상의 악성흑색종의 여부를 판단하는 시스템에 관한 것이다.

(72) 발명자

김민기

서울 강남구 개포동 1단지 현대1차아파트 103-401

이전우

대구시 달서구 송현동 그린맨션 106동 1105호

박상용

서울 송파구 잠실4동 진주아파트

하승한

충북 청주시 상당구 석교동 48번지

이언석

서울시 양천구 신월1동 91-16 3층

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 10028284

부처명 산업자원부

연구사업명 중기거점기술개발사업

연구과제명 첨단고해상도 생체영상 진단기기 핵심 원천기술 맞춤형기술 개발

주관기관 고려대학교 산학협력단

연구기간 2004년 07월 31일 ~ 2009년 08월 31일

특허청구의 범위

청구항 1

환자의 피부를 촬영하기 위한 더모스코피(dermoscopy);

상기 더모스코피를 통해 얻어진 색소성 피부질환의 영상에 대해 색채분석 및 형태분석을 실시하여 악성흑색종의 특징점을 도출하고 서포트 벡터 머신(SVM)을 통해 학습시켜 마련한 악성흑색종의 판단기준 저장부; 및

상기 환자의 피부영상으로부터 상기와 동일한 색채분석 및 형태분석 방법으로 추출한 특징점을 상기 판단기준에 적용하여 악성흑색종의 여부를 판단하는 판단부를 포함하는 영상분석을 이용한 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 2

제 1항에 있어서, 상기 색채분석은 색채수 분석, 블루-화이트 베일(Blue-White veil) 분석 또는 균일도 분석을 이용하여 수행되는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 3

제 2항에 있어서, 상기 색채수 분석은 RGB 색채계로 구성된 8-bit 팔레트를 HSI 색채계로 변환한 후 색상(Hue) 값에 따른 색채군에의 분포를 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 4

제 2항에 있어서, 상기 블루-화이트 베일 분석은 악성흑색종과 연관된 블루-화이트 베일 색채를 추출하고 그 추출된 색채의 백분율을 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 5

제 2항에 있어서, 상기 균일도 분석은 R, G, B의 미분값과 표준편차를 이용하여 피부색의 균일도를 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 6

제 1항에 있어서, 상기 형태분석은 대칭성 분석, 원형도 분석, 경계면 분석, 도트(dot) 또는 글로불(globule) 분석, 또는 스트릭(streak) 분석을 이용하여 수행되는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 7

제 6항에 있어서, 상기 대칭성 분석은 병변을 8등분하여 2개 부분씩 총 4개 영역으로 나누어 각 영역의 대칭성을 측정하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 8

제 6항에 있어서, 상기 원형도 분석은 병변의 중심점을 지나는 장축에 대한 단축의 백분율을 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 9

제 6항에 있어서, 상기 경계면 분석은 병변의 경계면을 중심으로 좌우 일정거리에서의 명도(intensity) 값의 차이를 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 10

제 6항에 있어서, 상기 도트와 글로불 분석은 병변의 영상을 그레이스케일(gray scale)로 변환하여 명도(intensity) 값으로 표현한 후 임계(threshold) 값을 이용하여 도트와 글로불의 분포를 계산하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 11

제 6항에 있어서, 상기 스트릭(streak) 분석은 병변의 영상을 그레이스케일로 변환하고 샤프닝(sharpening)과

평활화(equalization)을 거친 후 임계(threshold) 값을 이용하여 정상부위와 병변을 분리하는 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

청구항 12

제 1항에 있어서, 상기 판단기준은 서포트 벡터 머신(SVM)의 학습과정에서 얻어진 최적의 분리 경계면을 갖는 의사결정함수인 것을 특징으로 하는 악성흑색종 진단 시스템.

명세서

발명의 상세한 설명

기술 분야

<1> 본 발명은 영상분석을 이용한 악성흑색종 진단 시스템에 관한 것으로, 더욱 구체적으로 Dermoscopy를 통해 얻어진 색소성 피부질환의 영상을 이용하여 악성흑색종의 특징점을 검출하고 Support Vector Machine(SVM)을 통해 학습시켜 악성흑색종의 판단기준을 마련하여 동일한 방법으로 특징점을 추출한 영상의 악성흑색종의 여부를 판단하는 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

<2> 악성흑색종(malignant melanoma)는 전 세계적으로 발생빈도가 빠르게 증가 하고 있는 피부암 중 하나로 종양의 두께가 4mm이상일 경우 5년 생존율이 24% 밖에 되지 않는 피부암 중 가장 예후가 좋지 않은 종양이다. 현재 그 발생기전은 확실치 않으나 유전적인 요인과 자외선 노출 같은 환경적 요인 등이 주요 요인으로 알려져 있다. 특히 환경적 요인은 현대사회에서의 환경오염 등으로 인한 지구상의 오존층 소실 등으로 인해 유해자외선양이 증가됨으로써 더욱 우리에게 위협적일 수 있다. 또한 피부색이 희고 푸른 눈과 금색 또는 붉은 모발을 가진 사람들에게만 주로 발병했던 과거와 달리 최근에는 거의 모든 인종에서 발병률이 증가하고 있어 우리나라의 경우도 간과할 수 없는 질환 중 하나이다.¹

<3> 일반적으로 악성흑색종의 진단은 피부과 의사의 육안평가와 생검(biopsy)을 이용한 병리 조직학적 접근으로 이루어진다. 이중 육안평가의 경우 보통 ABCD Rule (Asymmetry, Border irregularity, Color variegation, Diameter of the skin lesion) 을 기반으로 하게 되는데 진단의 정확도가 65~80% 정도로 높지 않다.¹⁻⁷ 그래서 최근에는 dermoscopy(동의어 : dermatoscopy, epiluminescence microscopy, surface microscopy)를 이용한 진단법이 전세계적으로 많이 연구되고 있다. Dermoscopy는 빛의 투과도를 높이고 동시에 빛의 반사를 억제하기 위해 피부표면에 용액(oil, alcohol, water)을 도포한 후 렌즈를 피부표면에 밀착시켜 병변의 확대된 영상을 얻는 광학장치이다.⁸⁻⁹ 이 장치를 이용하여 진단 할 경우 상부진피까지 투과된 영상을 볼 수 있는 이점이 있어 악성흑색종의 진단 정확도를 높일 수 있는 것으로 보고되고 있다.⁶ 그리고 이 장치는 *non-invasive, in vivo* 기술로 진단시 환자에게 두려움이나 고통을 주지 않아 앞으로 급격히 발전할 수 있는 장치이다.⁶⁻¹³ 하지만 dermoscopy를 이용해 악성흑색종을 진단 할 경우 일반적인 육안평가법과 비교하여 병변의 구조 및 색채가 일치하지 않아 dermoscopy를 이용한 진단에 숙련되지 않으면 큰 도움을 줄 수 없다는 문제점이 있었다. 이에 진단을 용이하고 정확하게 할 수 있도록 많은 진단 알고리즘이 개발 되었으나 이러한 진단 알고리즘들은 다소 모호하고 주관적인 부분이 많아 객관적이고 정량적인 영상분석을 통한 평가법이 절실히 요구되고 있다. 이에 본 연구에서는 악성흑색종으로 진단이 내려진 환자를 대상으로 dermoscopy 영상을 기반으로 색채분포를 분석하여 8-bit color palette를 구성하였고, 구성된 color palette를 이용하여 전체적인 색채분포 및 특정 색채의 검출 여부 및 분포 정도를 분석하였다. 또한 영상처리 기법을 사용하여 악성흑색종의 여러 특징점을 추출하였으며, 추출을 통해 각각의 특징점에 대한 분포 및 존재 여부 분석하였다. 그리고 색채 및 형태학적인 분석을 통해 얻어진 자료는 분류(classification)와 회귀(regression)에 응용 할 수 있는 지도학습(supervised learning)의 일종인 SVM(Support Vector Machine)을 통해 악성흑색종의 여부를 판단할 수 있는 CAD(computer aided diagnosis)시스템을 구축하여, 악성흑색종이 아닌 피부질환과의 감별진단을 dermoscopy 영상에 대한 영상분석 방법을 이용한 비교를 통하여 정확도를 측정하는 연구를 수행하였다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

- <4> 본 발명의 목적은 악성흑색종의 dermoscopy에서의 다양한 특징들은 객관적, 정량적으로 분석할 수 있는 시스템을 제공하는데 있다. 이로써 Dermoscopy를 통한 악성흑색종의 진단을 객관적으로 할 수 있도록 한다.

과제 해결수단

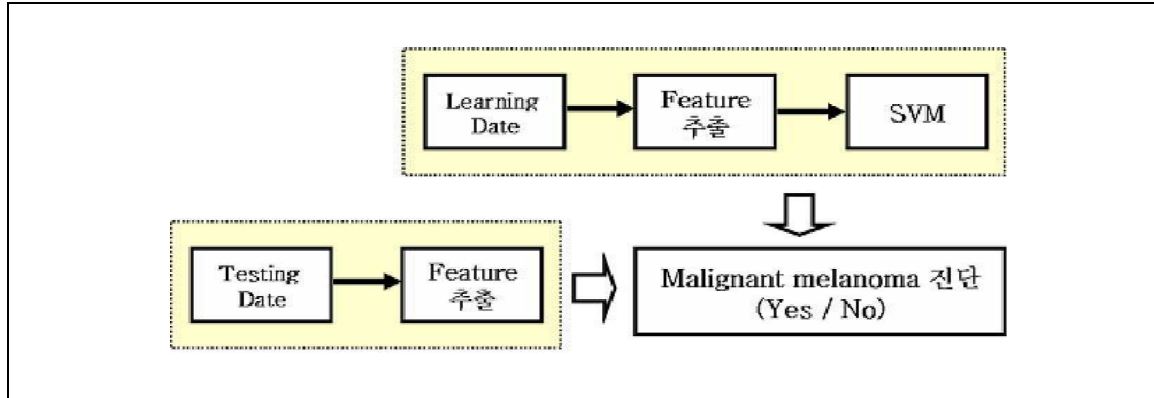
- <5> 본 발명은 환자의 피부를 촬영하기 위한 더모스코피(dermoscopy), 상기 Dermoscopy를 통해 얻어진 색소성 피부 질환의 영상을 이용하여 악성흑색종의 특징점을 검출하고 Support Vector Machine(SVM)을 통해 학습시켜 마련한 악성흑색종의 판단기준 저장부, 및 상기와 동일한 방법으로 추출한 특징점을 상기 판단기준에 대비하여 악성흑색종의 여부를 판단하는 판단부를 포함하는 영상분석을 이용한 악성흑색종 진단 시스템을 제공한다.
- <6> 본 발명에서는, 구체적으로 악성흑색종에 대한 영상분석을 통한 특징점의 정량화, 악성흑색종에 나타나는 컬러를 총 8bit의 팔레트로 구성, 병변의 색채분포를 표준편차를 이용하여 분포를 측정, Blue-White veil의 대표값을 추출하여 병변영상에서 포함정도를 측정, 병변의 장축과 단축을 이용하여 병변의 원형성을 측정, 병변을 8등분하여 2개 부분씩 총 4개 영역으로 나누어 각 영역을 대칭성을 측정, 병변둘레를 중심으로 일정거리에서의 픽셀값의 차를 통하여 병변의 가장자리부분의 색차이를 측정 한다.
- <7> 본 발명에서는 악성흑색종으로 진단이 내려진 환자를 대상으로 dermoscopy 영상을 기반으로 색채분포를 분석하여 8-bit color palette를 구성하였고, 구성된 color palette를 이용하여 전체적인 색채분포 및 특정 색채의 검출 여부 및 분포 정도를 분석하였다. 또한 영상처리 기법을 사용하여 악성흑색종의 여러 특징점을 추출하였으며, 추출을 통해 각각의 특징점에 대한 분포 및 존재 여부 분석하였다. 그리고 색채 및 형태학적인 분석을 통해 얻어진 자료는 분류(classification)와 회귀(regression)에 응용 할 수 있는 지도학습(supervised learning)의 일종인 SVM(Support Vector Machine)을 통해 악성흑색종의 여부를 판단할 수 있는 CAD(computer aided diagnosis)시스템을 구축하여, 악성흑색종이 아닌 피부질환과의 감별진단을 dermoscopy 영상에 대한 영상 분석법을 이용한 비교를 통하여 정확도를 측정하는 연구를 수행하였다.
- <8> 영상을 통한 악성흑색종의 진단을 위해 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 CAD system을 구성하였다. SVM은 학습데이터와 범주 정보의 학습진단을 대상으로 학습과정에서 얻어진 확률분포를 이용하여 의사결정함수를 추정한 후 이 함수에 따라 새로운 데이터를 이원 분류하는 통계학습이론이다.¹⁴
- <9> 본 발명에서 구성된 CAD system은 학습과정과 진단과정으로 구성된다. 학습과정은 악성흑색종 여부에 대한 진단이 내려진 영상을 대상으로 색채분석과 형태분석을 통해 수치화된 특징점을 도출하였다. 그리고 도출된 데이터는 SVM의 학습데이터로 사용되어 악성흑색종의 여부 진단을 위한 의사결정함수를 추정하였다. 그리고 진단 과정은 학습과정에 사용되지 않은 영상을 대상으로 하였으며, system 구성의 정확도 측정을 위하여 학습과정에 서와 같이 악성흑색종 여부에 대한 진단이 내려진 영상을 이용하였다. 진단대상이 된 영상은 학습과정과 동일한 방법으로 색채분석과 형태분석을 통해 특징점을 도출하였으며, 도출된 데이터는 학습과정에서 추정된 의사결정함수에 따라 악성흑색종 여부를 진단하게 된다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

- <10> 이하, 실시예를 통하여 본 발명을 더욱 상세히 설명하기로 한다. 이들 실시예는 단지 본 발명을 예시하기 위한 것이므로, 본 발명의 범위가 이들 실시예에 의해 제한되는 것으로 해석되지는 않는다.
- <11> 1. 연구대상
- <12> 본 연구는 82예의 악성흑색종과 74예의 양성 색소성 피부질환 병변에 대한 영상을 대상으로 연구되었다. 모든 영상은 dermoscopy를 통해 얻어진 영상으로 해상도는 713×454 이며, 파일형식은 jpeg로 하였다.
- <13> 2. 연구방법
- <14> 2-1. Computer Aided Diagnosis(CAD) System
- <15> 영상을 통한 악성흑색종의 진단을 위해 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 CAD system을 구성하였다. SVM은 학습데이터와 범주 정보의 학습진단을 대상으로 학습과정에서 얻어진 확률분포를 이용하여 의사결정함수를 추정한 후 이 함수에 따라 새로운 데이터를 이원 분류하는 통계학습이론이다.¹⁴
- <16> 본 연구에서 구성된 CAD system은 학습과정과 진단과정으로 구성된다. 학습과정은 악성흑색종 여부에 대한

진단이 내려진 영상을 대상으로 색채분석과 형태분석을 통해 수치화된 특징점을 도출하였다. 그리고 도출된 데이터는 SVM의 학습데이터로 사용되어 악성흑색종의 여부 진단을 위한 의사결정함수를 추정하였다. 그리고 진단 과정은 학습과정에 사용되지 않은 영상을 대상으로 하였으며, system 구성의 정확도 측정을 위하여 학습과정에서와 같이 악성흑색종 여부에 대한 진단이 내려진 영상을 이용하였다. 진단대상이 된 영상은 학습과정과 동일한 방법으로 색채분석과 형태분석을 통해 특징점을 도출하였으며, 도출된 데이터는 학습과정에서 추정된 의사결정 함수에 따라 악성흑색종 여부를 진단하게 된다.

<17>



<18>

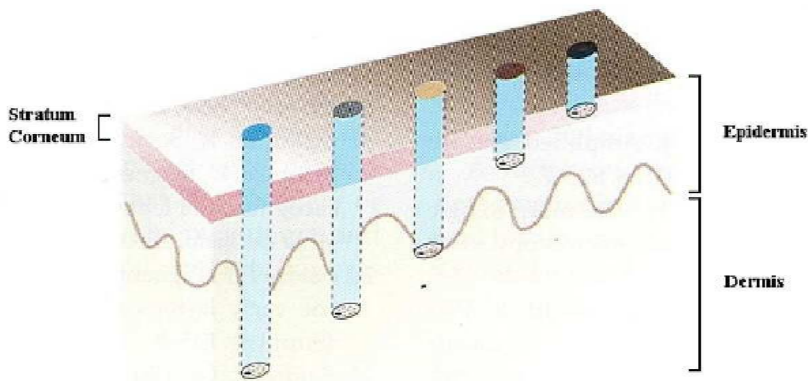
<그림 1> 악성흑색종 진단을 위한 CAD system

<19>

2-2. 색채분석

<20>

Dermoscopy를 이용한 영상에서 색채는 헤모글로빈과 멜라닌에 의해 발생된다. 헤모글로빈에 영향을 받을 경우에는 red와 red-blue의 색채가 나타나게 되고 멜라닌의 영향을 받을 경우 멜라닌의 위치에 따라 다른 색채를 나타나게 되는데 각질층(stratum corneum)에 위치한 경우 black을 나타내고, 진피표피 이음부(dermoepidermal junction)에 위치한 경우 brown, 그리고 진피(dermis)에 위치한 경우 gray 혹은 blue의 색채를 나타내게 된다.<그림 2>^{6,8-9,15-19} 그러나 이러한 색채는 주로 black, gray, brown, blue의 제한된 색채 내에서 미세한 차이를 보이는 것이기에 육안으로 구별 해내기 어려운 문제점을 가지고 있어 다음과 같은 방법으로 연구하였다.



<21>

<22>

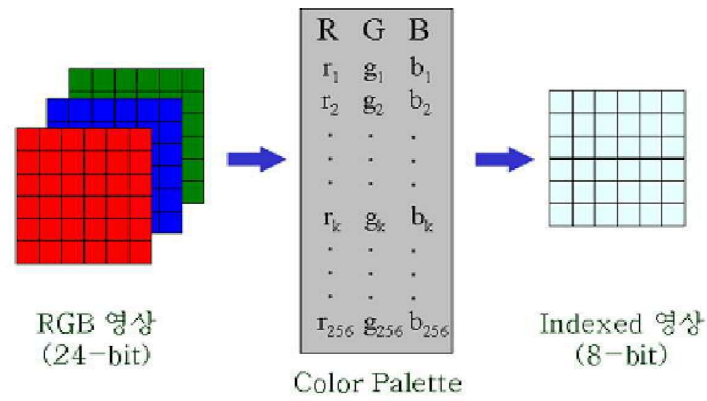
<그림 2> Melanin Pigmentation

<23>

2-2-1. Color palette

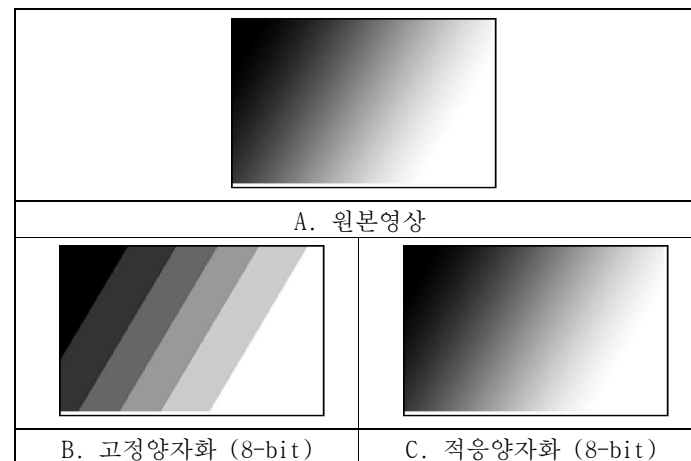
<24>

컴퓨터 시각(computer vision)을 비롯하여 영상처리에서 컬러영상을 표시하는 대표적인 방법으로 빛의 삼원색인 적색, 녹색, 청색을 기본값으로 하는 RGB색채계에 따라 물체의 색채를 0에서 1사이의 밝기값으로 표현하는 방법과 대표적인 몇 개의 색채만을 추출하여 이들로 인접한 색채를 대표하는 palette를 구성하는 방법이 있다. 전자의 경우 사용되는 목적에 따라 YCbCr, CMY, YIQ, HSI 등이 사용되기도 하는데 특별한 제한없이 24-bit full color라고 부르는 대부분의 색채를 표현할 수 있다. 이와 달리 몇 개의 대표 색채로 구성된 palette를 이용한 경우 24-bit color를 8-bit이하의 제한된 색채로 구성한다. 이 방법은 화질 저하가 생길 수 우려가 있으나 용량이 적고, 적은 수의 색채나 유사색채로 구성된 영상의 경우에는 대조도를 높일 수 있는 장점이 있다.¹⁸



<그림 3> palette를 이용한 영상의 입출력의 예

본 연구에 사용된 영상들은 24-bit true color를 사용하는 jpeg 형식의 영상으로 16,777,216개의 색채를 가지고 있다. 이는 육안으로 식별하기에 어려움이 있을 뿐만 아니라 유사한 색상에 대한 비교 분석에 있어 객관적 기준을 가지기 어려운 문제점을 가지게 된다. 이에 본 연구에는 악성흑색종으로 진단이 된 영상을 이용하여 256개의 색채를 가지는 8-bit palette를 구성하였다. palette 구성에 있어 병변으로 의심되는 부위뿐만 아니라 정상부위까지 포함하여 구성함으로써 정상부위와 병변부위와의 차이에 대해서도 알 수 있게 하였다. palette 구성은 일반적으로 고정 양자화(fixed quantization)와 적응 양자화(adaptive quantization)의 두 가지로 분류된다. 고정양자화의 경우 uniform 방법을 쓰게 되는데 이는 색채계를 동일한 간격으로 나누어 palette를 구성하게 되며 적응 양자화방법은 경우 주어진 영상에서 빈도수를 측정하여 높은 빈도수의 색채들을 중심으로 palette를 구성하게 된다.¹⁸ 본 연구에서는 적응 양자화방법을 이용하였는데 주어진 영상에서 빈도수를 측정하여 높은 빈도의 색채를 중심으로 palette를 구성하므로 특정 색채군의 빈도수가 특히 높은 경우 해당 색채군을 세분화하여 palette를 구성할 수 있다. dermoscopy를 이용한 악성흑색종의 영상은 red, brown, black의 색채에 높은 빈도수를 가지고 있어 적응 양자화방법을 이용한 palette 구성이 적합하였다. 그리고 일반적으로 palette를 구성함에 있어 컬러 해상도를 높이기 위해 디더링 기법을 이용하게 되는데 본 연구에서는 영상을 손실을 줄이기 위하여 디더링 기법은 사용하지 않았다.



<그림 4> 고정양자화와 적응양자화의 비교

2-2-2. 유사 색채군 형성

palette를 구성함으로써 16,777,216개의 색채의 수는 256개로 줄게 되지만 256가지의 색채가 각각 뚜렷하게 구별된다고 볼 수 없다. 특히 원본 영상의 색채분포가 red, brown, black 등의 특정 색채에서 높은 빈도수를 가지고 있기 때문에 구성되어진 palette 역시 원본 영상에서 빈도가 높았던 색채를 중심으로 세분화 되어있다. 그러므로 palette를 구성하는 256개의 색채가 각각 육안적으로 분리 할 수 있을 만큼의 독립된 색채를 가지고 있다고 볼 수 없다. 병변에서의 색채의 수를 측정을 위해서는 육안 식별에 있어 유사한 색채로 인식 될 수 있게 256개 색채를 몇 개의 색채군으로 나누어 분류하여야 한다.

<32> 색채군을 나누기 위하여 먼저 RGB 색채계를 기준으로 구성된 palette를 HSI 색채계의 값으로 변환하였다. HSI 색채계는 인간의 시각 특성을 고려하여 hue(색상), saturation(채도), intensity(명도)로 나타나는 색채계이다. 실제로 인간의 시각이 색채를 인식하는 것은 R, G, B의 세가지 기본 색채값을 직접 인식한다기 보다는 세가지 색채의 조합형태인 밝기값과 각 색채가 가지는 채도 및 색조를 인식한다는 것이 옳다. 주관적인 색채표현으로서 따뜻한 색채라거나, 차가운 혹은 부드러운 느낌을 주는 색채 등의 색채에 대한 표현은 명확한 어떤 수치에 의해 나타낼 수 없는 것이지만, RGB 색채계를 사용하는 경우 이에 대한 표현은 더욱 모호하다. 그러나 HSI 색채계에서의 표현은 위와 같은 색채에 대한 주관적 표현을 근사화 할 수 있다. 특히 HSI 색채계를 구성하는 세가지 값 중에서 색채들을 구분하는 결정적인 역할을 하는 것은 Hue이다. <식1>과 같은 변환식으로 RGB 색채계는 HSI 색채계의 값으로 변환 될 수 있다.^{18, 20-21}

<33> <식 1>

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}((R-G) + (R-B))}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)]$$

$$I = \frac{1}{3}(R+G+B)$$

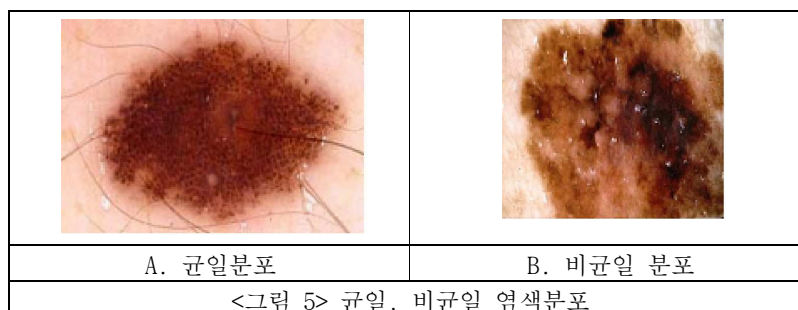
<34>

<35> 본 연구에서는 각 색채의 hue 값을 중심으로 saturation 값을 100%로 두어 saturation에 따른 변화를 제거한 상태에서 유사한 색채군을 결정하였다. saturation이 100%인 경우는 흰색이 전혀 포함되지 않은 순수한 색채가 된다. 추가적으로 유사색채군과 함께 악성흑색종의 색채와 연관된 특징인 blue-white veil의 색채를 분류하였다.^{4, 8-9, 11-12, 22} Blue-white veil에 해당하는 색채에 대한 분류는 blue-white veil의 특징이 명확한 20장의 사진으로 해당 색채를 분류하였다.

<36> 2-2-3. 병변 내 피부색의 균일도에 관한 분석

<37> 멜라닌 세포에 의해 발생하는 질환의 경우 병변의 색채는 멜라닌 분포에 크게 의존된다. 이러한 병변들은 멜라닌세포에 의한 피부색 분포가 여러 질환에서 다양하게 나타나게 되는데 균일한 피부색 분포의 경우 양성 색소성 병변의 특징으로 정의되기도 할 정도로 양성병변에서 특징적으로 나타난다. 이에 반해 악성인 질환의 경우에는 병변내 피부색의 분포가 균일 하지 못한 특징을 지니게 되는데 악성흑색종의 경우에도 균일하지 못한 병변내 피부색 분포를 가지고 있다. 특히 침습흑색종(invasive melanoma)의 경우 균일한 병변내 피부색 분포를 가지는 경우가 거의 없는 것으로 알려져 있다. <그림 5>^{4, 8-9, 13}

<38>



<39> 피부색의 균일도 분석은 피부과 의사에 의해 분리된 악성흑색종으로 의심되는 병변을 대상으로 미분값과 표준편차를 이용하여 분석하였다. 첫째, 미분값을 이용한 균일도 분석방법은 병변이 분리된 영상에 sobel 연산을 하여 R, G, B 값에 대한 변화량을 검출하였다. sobel 연산자는 <식 2>와 같은 1차미분을 이용한 연산자로 에지를 검출하는데 민감한 특징을 가지는 연산자이다.²⁰⁻²¹

<40> <식 2>

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \Delta x = \frac{f(x+dx,y) - f(x,y)}{dx}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \Delta y = \frac{f(x,y+dy) - f(x,y)}{dy}$$

<41>

<42> 여기서 dx=dy=1 일 때 변화량은 다음과 같다.

<43> <식 3>

$$\Delta x = f(i+1, j) - f(i, j)$$

$$\Delta y = f(i, j+1) - f(i, j)$$

<44>

<45> sobel 연산자를 이용한 각축별(x축, y축) 차이를 구하는 방법은 다음과 같다.

<46> <식 4>

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \times A \quad \text{and} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \times A$$

<47>

<48> 전체의 차이 gradient는 다음과 같이 구한다.

<49> <식 5>

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

<50>

<51> 각 차이의 방향은 다음과 같이 구해진다.

<52> <식 6>

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

<53>

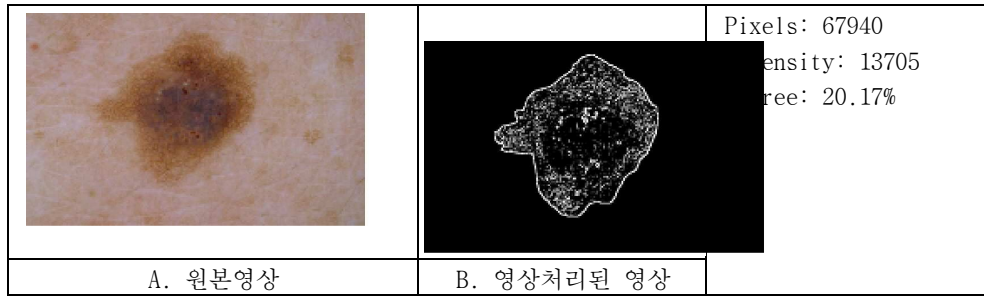
<54> sobel 연산을 통해 변화량을 계산한 영상은 각 픽셀의 R, G, B 값에 대한 미분값의 평균을 이용하여 intensity가 아닌 실제 변화량을 나타내는 gray scale 영상으로 변환하였다. 그리고 변환된 gray scale 영상의 각 pixel 값들은 최대 변화량인 255에 대한 백분율로 표시하여 전체 병변에서의 평균값을 구해 병변내 피부색 균일도를 나타내었다.

<55> <식 7>

$$\text{deg} = \frac{\sum \frac{r' + g' + b'}{3}}{\sum \text{pixels} \times 255} \times 100$$

<56>

<57> 여기서 r' , g' , b' 는 R, G, B 각각의 미분값을 나타낸다.



<59> <그림 6> 염색분포의 균일도 분석

<60> 둘째, 표준 편차를 이용한 균일도 분석방법은 R, G, B의 평균값인 intensity에 대한 표준편차, R, G, B 각각의 값에 대한 표준편차와 그 평균을 이용하여 분석하였다. 표준편차는 각 데이터가 평균과 얼마나 차이를 가지는지를 나타내는 것으로 표준편차가 작을수록 각 데이터들이 평균값에 가까이 있음을 의미한다. 표준편차의 수식은 다음과 같다.

<61> <식 8>

$$VAR[X] = E[(X - E[X])^2]$$

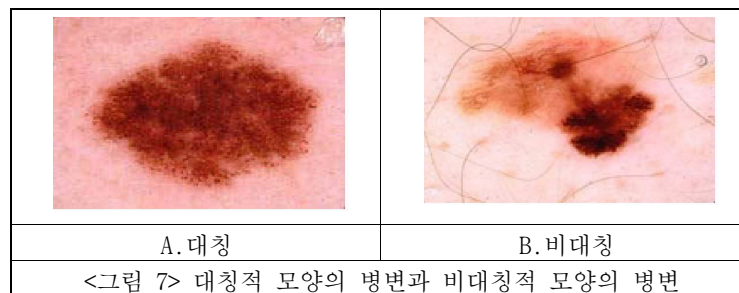
$$STD[X] = VAR[X]^{1/2}$$

<62> 여기서 VAR는 분산, X는 확률변수, E[X]는 평균, STD는 표준편차를 나타낸다.

<63> 2-3. 형태학적 분석

<64> 2-3-1. 대칭성에 관한 분석

<65> 우리 몸에서 흔히 볼 수 있는 일반적인 점들은 양성 모반으로 대부분 그 형태가 구형이거나 타원형으로 대칭적인 형태를 가지고 있다. 그러나 이와 반대로 그 형태가 대칭적이지 못한 경우에는 육안평가에서 악성흑색종으로 의심 될 수 있다. 이러한 비대칭적인 형태는 dermoscopy를 통한 확대영상에서는 더욱 확실히 보이며 육안 평가에서 대칭적으로 보여진 병변도 확대된 영상에서는 비대칭적으로 보여지는 경우가 있다. (그림. 7)^{1,4,5,8,9,22}



<67> 본 연구에서는 병변의 대칭성을 분석하기 위하여 축을 중심으로 한 대칭성 측정과 병변의 원형성을 측정하였다. 두 측정을 위하여 먼저 dermoscopy 이미지에서 병변으로 의심되는 부분을 피부과 의사를 통해 정상부위와 분리하였으며 분리된 영상을 이진화를 이용하여 나타내었다.<그림 8>²⁰⁻²¹



<70> 첫 번째 대칭성 분석 방법인 축을 중심으로 한 대칭성 측정은 이진화된 영상에서 먼저 병변의 중심점을 다음 식과 같이 영상의 평균값을 이용하여 산출하였다.

<71> <식 9>

$$\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i$$

<72>

<73> 중심값을 산출한 이진화 영상은 다음과 같은 식을 이용하여 중심점을 중심으로 반시계 방향으로 회전하여 중심점을 지나는 장축이 x축에 오도록 하였다.

<74> <식 10>

$$\begin{aligned} X &= x \times \cos \theta + y \times \sin \theta \\ Y &= -x \times \sin \theta + y \times \cos \theta \end{aligned}$$

<75>

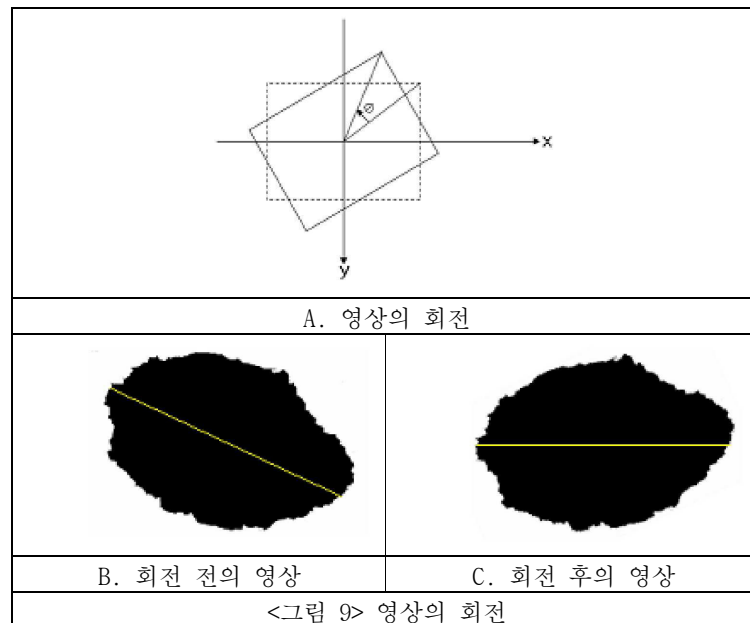
<76> 역변환식은 다음과 같다.

<77> <식 11>

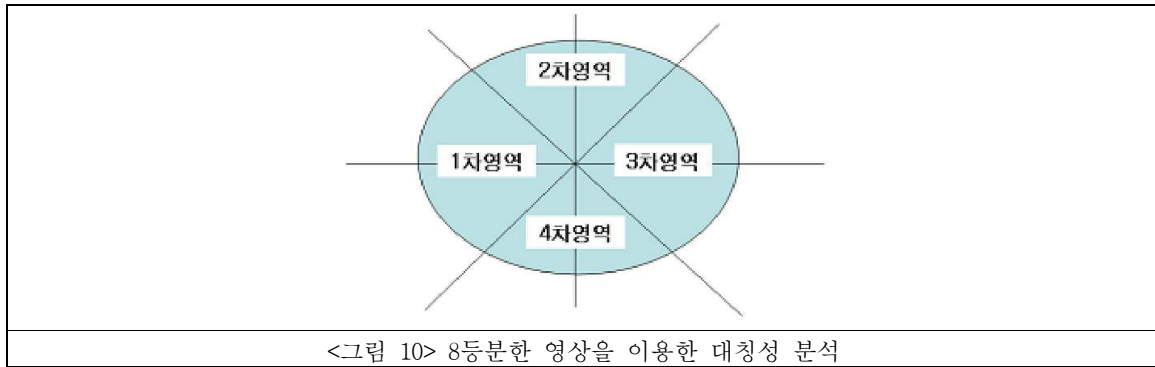
$$\begin{aligned} x &= X \times \cos \theta - Y \times \sin \theta \\ y &= X \times \sin \theta + Y \times \cos \theta \end{aligned}$$

<78>

<79>



<80> 중심점을 산출하여 장축을 x축으로 위치시킨 영상은 중심점을 중심으로 전체 병변을 <그림 10>와 같이 동일한 각도로 8등분 하였다. 그리고 나누어진 부분들은 2개 부분씩 총 4개 영역이 되도록 하여 각각의 영역에서 x축 혹은 y축을 기준으로 포개어지는 정도를 백분율로 나타내어 대칭성의 정도를 수치화 하였다.



<81>

<82>

두 번째 대칭성 분석 방법인 원형성에 대한 측정은 다음과 같은 2가지 방법으로 측정되었다. 첫 번째 방법은 병변내의 축길기와 면적 그리고 둘레의 길이를 이용하여 원형성을 측정하였다. 먼저 축길기에 대한 비교는 중심점을 지나는 가장 긴 축과 가장 짧은 축을 찾아 긴 축에 대한 짧은 축의 비를 백분율로 나타내었다. 그리고 면적의 비교는 이진화된 영상의 중심점을 지나는 가장 긴축과 짧은 축의 평균을 통한 평균축의 길이를 계산하고 평균축의 길이에 대한 원의 넓이를 이진화영상의 크기와 비교하여 백분율로 나타내었다. 마지막으로 둘레의 길이에 대한 비교는 평균축의 길이에 대한 원둘레의 길이를 계산하여 실제 영상의 둘레의 길이와 비교하여 백분율로 나타내었다. 두번째 방법은 circularity ratio를 이용하여 원형성을 측정하였다. circularity ratio는 병변의 실제 둘레의 길이와 그 둘레의 길이를 갖는 원의 면적의 비로 정의되며 수식은 <식 12>와 같다.

<83>

<식 12>

$$Circularity\ ratio = 4\pi \times \left(\frac{Area}{(Perimeter)^2} \right)$$

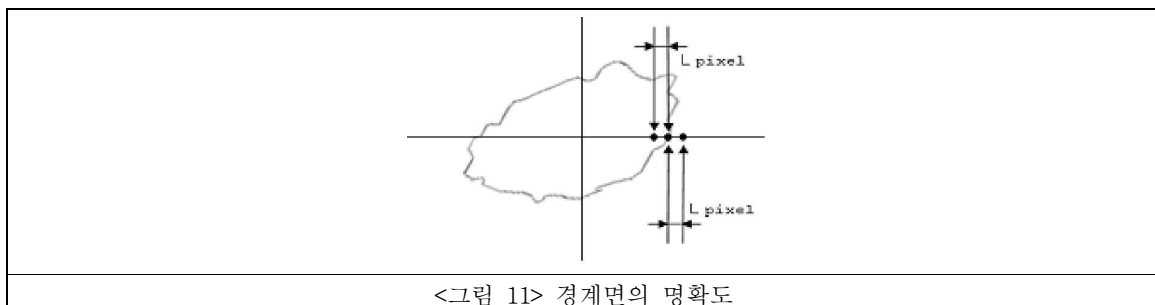
<84>

<85>

2-3-2. 경계면에 관한 분석

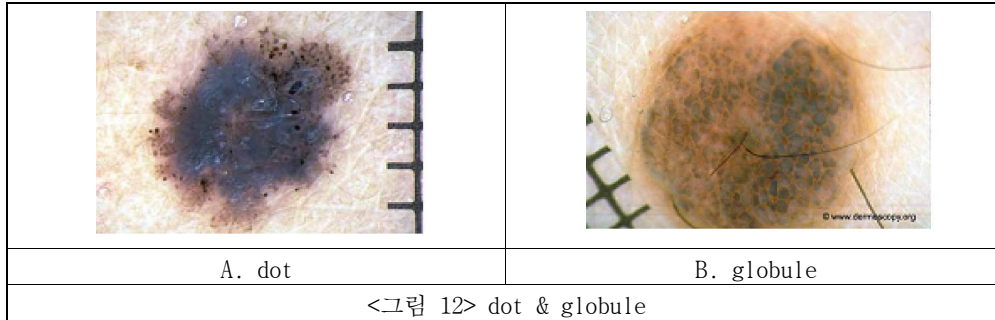
<86>

병변의 경계가 뚜렷한지에 대한 평가는 고전적 육안평가방법인 ABCD 방법론의 한 요소로써 일반적으로 영상을 8등분하여 차이가 뚜렷한 영역의 개수를 0에서 8까지의 수치로 평가하였다. 현재 알려진 바로는 악성흑색종의 경우 3에서 8까지의 수치를 보이며 악성흑색종이 아닌 멜라닌세포성 모반의 경우 4 보다 큰 경우가 10% 정도인 것으로 알려져 있다.^{8-9, 22} 하지만 8등분한 영상을 이용해 각 영역을 1 또는 0으로 평가하는 것에 대한 명확한 기준이 없고 전체병변을 단순히 8영역으로 나누는 것으로는 전체병변에 대한 경계면의 명확도를 정확히 측정했다고 볼 수 없다. 이에 본 연구에서는 피부과 의사에 의해 병변이 분리된 영상을 이용하여 병변의 경계면을 따라 전체병변에서 병변과 정상부위 간의 피부색 차이가 어느 정도인지에 대한 분석을 채택함으로써 8등분하여 영역을 개수를 평가하는 고전적인 과거방법을 개선하였다. 경계면에서 병변과 정상부위와의 피부색을 비교하는 방법은 경계의 명확도를 알아보는 것이 그 목적이므로 R, G, B를 이용한 색채영역이 아닌 피부색의 intensity를 이용하였다. 우선 영상의 중심점을 찾고 그 중심점을 기준으로 영상을 회전 시키면서 경계면을 중심으로 좌우 L만큼의 거리에서의 intensity 값의 차이를 경계면에서의 피부색 차이로 나타내었다.



<87>

<88> 2-3-3. Dot 와 Globule에 관한 분석



<90> 악성흑색종을 비롯한 많은 pigmented lesion에서 원형의 dot와 globule이 나타나게 되는데 이는 각질층에서 부분적으로 멜라닌이 축적되었을 경우 나타난다. 크기에 따라 작은 것은 dot, 큰 것은 globule로 부르게 되는데 크기의 차이를 제외하고 특별한 차이점은 없다.^{4, 8-10, 22} 이에 본 연구에서는 dot와 globule을 동일한 방법으로 추출하였다. dot와 globule의 추출은 우선 피부과 의사에 의해 의심되는 병변을 영상에서 분리한 후 분리된 영상을 gray scale로 변환하여 intensity 값으로 표현하였다. 그리고 intensity값으로 표현된 영상에 threshold 값을 자동으로 선정하여 dot와 globule을 추출하였다. threshold 값을 이용하는 방법은 영상 $f(x,y)$ threshold 값 T 를 선택하여 $f(x,y) \geq T$ 인 모든점 (x,y) 를 객체점(object point), 그렇지 않으면 배경점(background point)으로 구분하는 방법이다.

<91> <식 13>

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases}$$

<92>

<93> 이 경우 1로 레이블링된 화소들은 객체에 해당하고, 0으로 레이블링된 화소들은 배경에 해당한다. threshold 값을 자동으로 선정하는 방법은 히스토그램을 기반으로 하는 방법인 Otsu의 방법을 이용하여 계산되었다. 정규화된 히스토그램은 다음과 같은 이산확률분포로 나타난다.

<94> <식 14>

$$p_r(r_q) = \frac{n_q}{n}, \quad q = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

<95>

<96> 여기서 n 은 영상의 총 화소 수, n_q 는 밝기 레벨 q 를 갖는 화소 수, L 은 영상의 가능한 밝기 레벨의 총수를 나타낸다. 여기서 q 레벨 $[0, 1, \dots, k-1]$ 을 가지는 화소들의 집합이고, k 이 레벨 $[k, k+1, \dots, L-1]$ 을 갖는 화소들의 집합이 되도록 threshold k 가 선택된다고 가정할 경우 다음 식으로 정의되는 between-class variance, σ_B^2 을 최대화시키는 threshold k 를 선택한다.

<97> <식 15>

$$\sigma_B^2 = w_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + w_1(\mu_1 - \mu_T)^2$$

<98>

<99> 여기서,

$$w_0 = \sum_{q=0}^{k-1} p_q(r_q), \quad w_1 = \sum_{q=k}^{L-1} p_q(r_q)$$

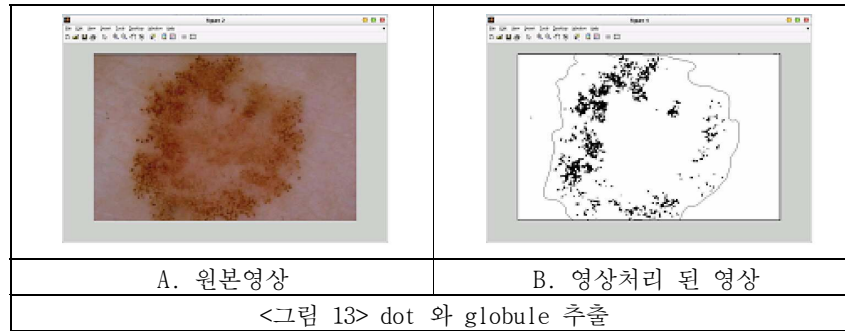
$$\mu_0 = \sum_{q=0}^{k-1} qp_q(r_q)/w_0, \quad \mu_1 = \sum_{q=k}^{L-1} qp_q(r_q)/w_1, \quad \mu_T = \sum_{q=0}^{L-1} qp_q(r_q)/w_2$$

<100>

<101> <식 16>

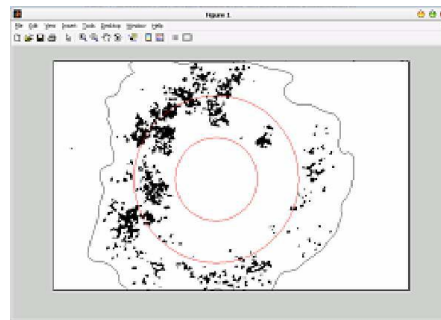
<102> 계산된 threshold 값은 0.0과 1.0 사이의 정규화된 값으로 변환된다.²⁰

<103>



<104> 이렇게 추출된 dot와 globule은 10×10의 픽셀크기를 기준으로 기준이하의 경우 dot, 기준초과의 경우 globule로 분류하였다. 그리고 dot의 경우 병변의 중심점을 지나는 가장 긴축과 짧은 축의 평균값을 구하여 그 평균값을 기준으로 <그림 14>과 같이 세 영역으로 병변을 분리하여 최외각 영역에 존재하는 dot의 분포를 계산하여 분석하였다. 최외각에서의 dot의 분포는 specificity가 92%로 양성 색소성 피부질환에서는 8% 정도만 검출되는 것으로 알려져 있다.⁸

<105>



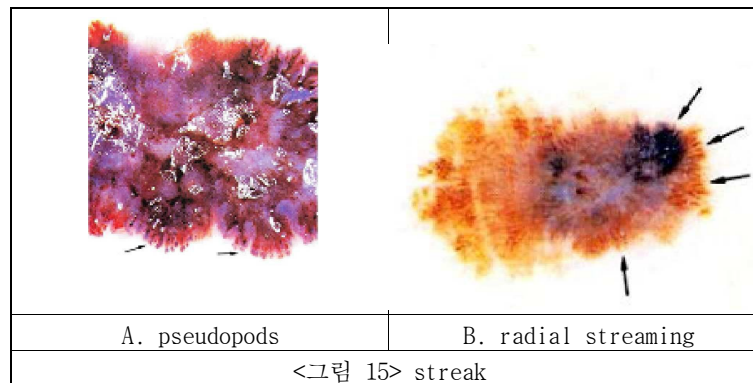
<106>

<그림 14> 평균반지름을 통한 3영역으로 분리된 병변

<107>

2-2-4. Streak에 관한 분석

<108>



<109> Dermoscopy를 이용한 악성흑색종 영상의 일부에서 병변의 가장자리에 존재하는 방사형의 점 또는 선을 발견할 수 있다. 이는 악성흑색종이 방사형으로 빠르게 성장하고 있을 때 나타나는 현상으로 점과 유사한 것은 pseudopods, 선과 유사한 것은 radial streaming으로 불려진다.^{4,7,8-10,22} 그렇지만 이 특징은 dermoscopy를 이용한 확대영상에서조차 미세하게 나타나는 경우 많아 영상분석을 이용하여 streak의 존재 여부에 대한 판단하기는 쉽지 않다. 이에 본 연구에서는 pseudopods와 radial streaming을 구분하지 않고 분리된 병변의 가장자리에서 정상부위와 병변간의 비를 이용하여 streak의 존재 여부를 판단하였다. 병변의 추출은 피부과 의사에 의해 의심부위를 분리하여 gray 영상으로 변환한 후 영상에서 상세한 부분을 강조하기 위해 다음과 같은 마스크를

이용하여 sharpening을 하였다.

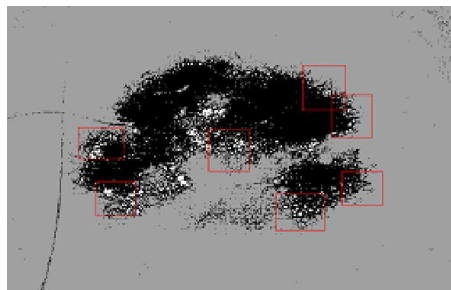
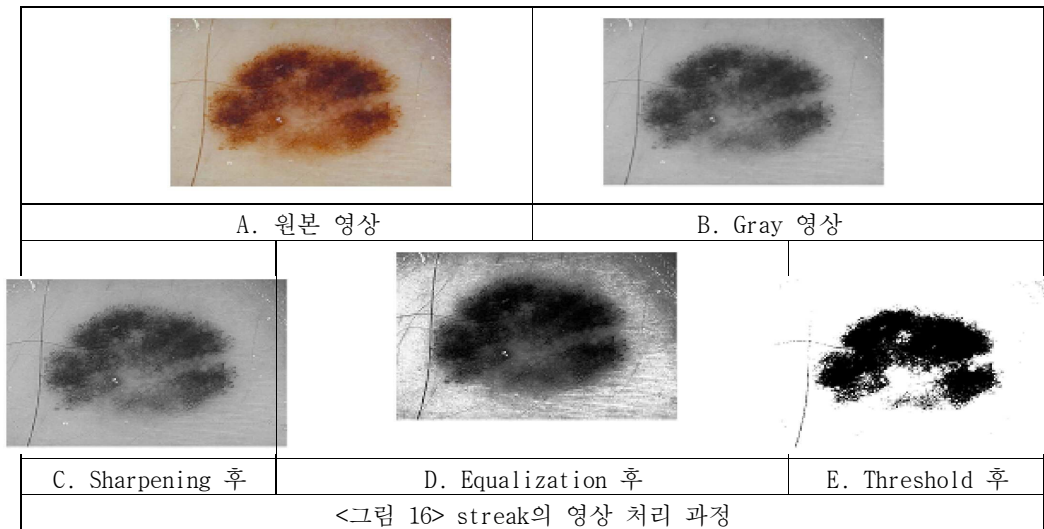
<110> <식 17>

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

<111>

<112> sharpening을 통해 강조된 영상은 equalization(평활화)을 통하여 밝기값을 고르게 분포시켜 명암 대비를 높여 주었으며 threshold를 이용하여 정상부위와 병변을 분리하였다. 이 경우 정상 부위는 흰색으로 표현되며 병변은 검은색으로 표현 된다. equalization을 통할 경우 intensity의 값의 변화가 생길 수는 있지만 가장자리의 미세한 변화인 streak를 검출하는데 있어 정상부위와 병변을 더욱 명확히 하는 장점이 있다.²⁰⁻²¹

<113>



<114>

<115> <그림 17> 영상처리된 streak

<116> streak가 존재하는 영역은 <그림 17>과 같이 흰점으로 표시되는 부분이 생기게 되는데 병변의 가장자리에서 검은 부분에 대한 흰부분의 면적을 백분율로 나타내어 streak의 존재유무를 판단하였다.

<117> <식 18>

$$\frac{\text{white}}{\text{black}} \times 100$$

<118>

<119> 3. Support Vector Machine (SVM)

<120> Support vector machine(SVM)은 통계적 학습이론으로서 학습데이터와 범주 정보의 학습진단을 대상으로 학습 과정에서 얻어진 확률분포를 이용하여 의사결정함수를 추정한 후 이 함수에 따라 새로운 데이터를 이원 분류하는 것으로 VC (Vapnik-Chervonenkis) 이론이라고도 한다. 특히 SVM은 분류문제에 있어서 일반화 기능이 높다. 전통적인 기법들이 경험적인 위험을 최소화하는데 기초한 반면, SVM은 구조적인 위험을 최소화하는 것에 기초하

고 있다. 여기서 경험적 위험의 최소화는 훈련 집단의 수행도를 최적화하려는 노력을 말하고, 구조적 위험의 최소화는 고정되어 있지만 알려지지 않은 확률분포를 갖는 데이터에 대해 잘못 분류하는 확률을 최소화하는 것을 말한다.

두 클래스에 속하는 학습 벡터의 집합을 선형적으로 분리 가능하도록 하는 문제를 생각해 보면, 가중치 벡터 w 와 바이어스 b 로 구성되는 $(w_0^T x) + b_0 = 0$ 의 분리면(초월면, hyperplane)을 가지도록 학습 데이터 집합(training data set) $(x_i, d_i)_{i=1}^N$ 를 학습시키는 것을 나타내며, 여기서 x_i 는 입력 패턴이고, d_i 는 목표값이다. 초월면 $(w_0^T x) + b_0 = 0$ 는 다음의 <식 19>를 만족하면 된다.

<식 19>

$$\exists w, b \quad s.t. \begin{cases} w^T x_i + b > 0 & \text{for } d_i = +1 \\ w^T x_i + b < 0 & \text{for } d_i = -1 \end{cases}$$

위의 <식 19>에서 등호의 조건을 만족하는 입력패턴들 중에서 결정 표면(decision surface)에 가장 가까이 위치한 패턴들을 support vector라고 하며, 개념적으로 이 벡터들은 초월면에 가장 가까이 위치하여 분류하기가 어려운 벡터들이다. 따라서 분류를 위한 학습은 제약조건 <식 20>을 만족하는 최적의 초월면을 찾는 것이다. 이것은 제약조건을 가지는 최적화 문제로 훈련 데이터 셋 $(x_i, d_i)_{i=1}^N$ 이 주어질 때 최적의 초월면을 위한 최적의 파라미터 w 와 b 를 찾는 Quadratic 문제이다.

<식 20>

$$\begin{cases} \text{Minimize } \Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ s.t. \quad d_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad \text{for } i=1, \dots, N \end{cases}$$

여기서 최적은 최대 마진(margin)을 가지는 것이며, 최대 마진 초월면은 최적으로 두 개의 클래스를 분리할 수 있는 초월면이다. 결국 최적의 선형 분리 경계면을 $g(x) = w_0^T x + b_0$ 로 놓으면, support vector와 $g(x)$ 의 거리를 $1/\|w\|$ 로 나타낼 수 있으며, 입력패턴을 최적으로 분류하는 초월면은 다음 <식 21>과 같이 비용함수 $\Phi(w)$ 를 최소화 한다.

<식 21>

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$$

위 <식 21>의 비용함수는 w 의 블록함수이며, 제약조건 <식 20>은 w 에 선형임을 확인할 수 있다. 지금까지 서술된 분류를 위한 SVM을 정리하면, 학습 패턴이 주어질 때 제약조건 <식 20>을 만족하는 가중치 벡터 w 와 바이어스 b 를 찾는 최적화 문제로 생각할 수 있으며, 이때 $\|w\|^2$ 을 최소화하여 분리 간격을 최대화하도록 하여 최적 분리면을 찾아낸다. 이 최적화 문제를 해결하기 위하여 라그랑제(Lagrange) 계수법을 이용하면 <식 24>와 같은 라그랑제 함수 $L(x, b, \alpha)$ 를 얻을 수 있다.

<식 22>

$$L(x, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=1}^n \alpha_i [1 - d_i(w^T x_i + b)], \\ \alpha_i \geq 0, i=1..n$$

식에서 α_i 는 라그랑제 계수들이며, 최적화 문제에 대한 해는 x 와 b 에 대해서는 최소화되며, $\alpha_i \geq 0$ 에 대해서

는 최대화되어야 한다. 따라서 x 와 b 에 대한 $L(x, b, \alpha)$ 의 최소화는 그 각각에 대한 미분으로 얻어질 수 있다.

<식 23>

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n a_i d_i = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Leftrightarrow w - \sum_{i=1}^n a_i d_i x_i = 0$$

<식 24>

위의 <식 23>에서 α_i 를 구하기 위해 기본 문제에 대한 라그랑제 함수 $L(x, b, \alpha)$ 를 이원문제(Dual problem)의 목적함수 $Q(\alpha)$ 로 표현하면 <식 24>와 같이 나타낸다.

<식 24>

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j d_i d_j K(x_i, x_j)$$

$$s.t. \quad a_i \geq 0, \quad i=1, \dots, n \text{ and } \sum_{i=1}^n a_i d_i = 0$$

<식 25>

위 <식 24>의 목적함수는 일반적으로 Quadratic Programming 문제의 형태로 학습 패턴의 향으로만 구성되며, 이때 커널함수는 $K(x_i, x_j) = (\Phi(x_i), \Phi(x_j))$ 로 표현된다. 그러므로 분류문제를 위 <식 24>의 이원문제로 생각하면, 이는 학습패턴 $(x_i, d_i)_{i=1}^N$ 이 주어질 때, 제약조건 $a_i \geq 0$ ($i=1, 2, \dots, n$)을 만족하는 목적함수 위의 <식 24>를 최대화하는 라그랑제 계수 α_i 를 찾는 것이다. 그러므로 Quadratic Programming 알고리즘에 따라 제약조건 <식 20>에서 목적함수 <식 24>를 최대로 하는 최적의 라그랑제 계수 α_i 를 찾으면 최적의 가중치 벡터 w 는 <식 23>에 의하여 계산될 수 있고, 최적의 바이어스 b 는 support vector로부터 계산될 수 있다 가중치 벡터와 바이어스에 대한 계산식은 <식 25>와 같이 나타낸다.

<식 25>

$$w = \sum_{i=1}^n a_i d_i x_i$$

$$b = -\frac{1}{2} w[x_r x_s]$$

<식 26>

여기서 x_r 과 x_s 는 <식 26>의 조건을 만족하는 support vector들이다.

<식 26>

$$a_r, a_s > 0, \quad d_r = 1, \quad d_s = -1$$

<식 27>

이때, SVM에 의한 분류식을 정리하면 <식 27>이 선형의 결정면을 가짐을 알 수 있다.

<식 27>

$$f(x) = \text{sgn}(w \cdot x + b)$$

$$= \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n a_i d_i K(x_i \cdot x) + b \right]$$

<식 28>

여기서 $\text{sgn}(\cdot)$ 의 $\cdot$ 이 양수이면 ± 1 이고, 그렇지 않으면 -1 을 갖는 함수이며, <식 27>에서 정의된 커널함수는 다

음과 같은 함수 중 선택될 수 있다.¹⁴

- <149> * Dot kernel : x와 y의 내적
- <150> - $k(x,y)=x*y$
- <151> * Polynomial kernel : d의 degree를 가짐
- <152> - $k(x,y)=(x*y+1)^d$
- <153> * Radial kernel : 파라미터 T를 가짐
- <154> - $k(x,y)=\exp(-T \| x - y \| 2)$
- <155> * Neural kernel : 파라미터 $??$, b를 가짐(MLP)
- <156> - $k(x,y)=\tanh(??x*y+b)$

Ⅲ. 연구결과

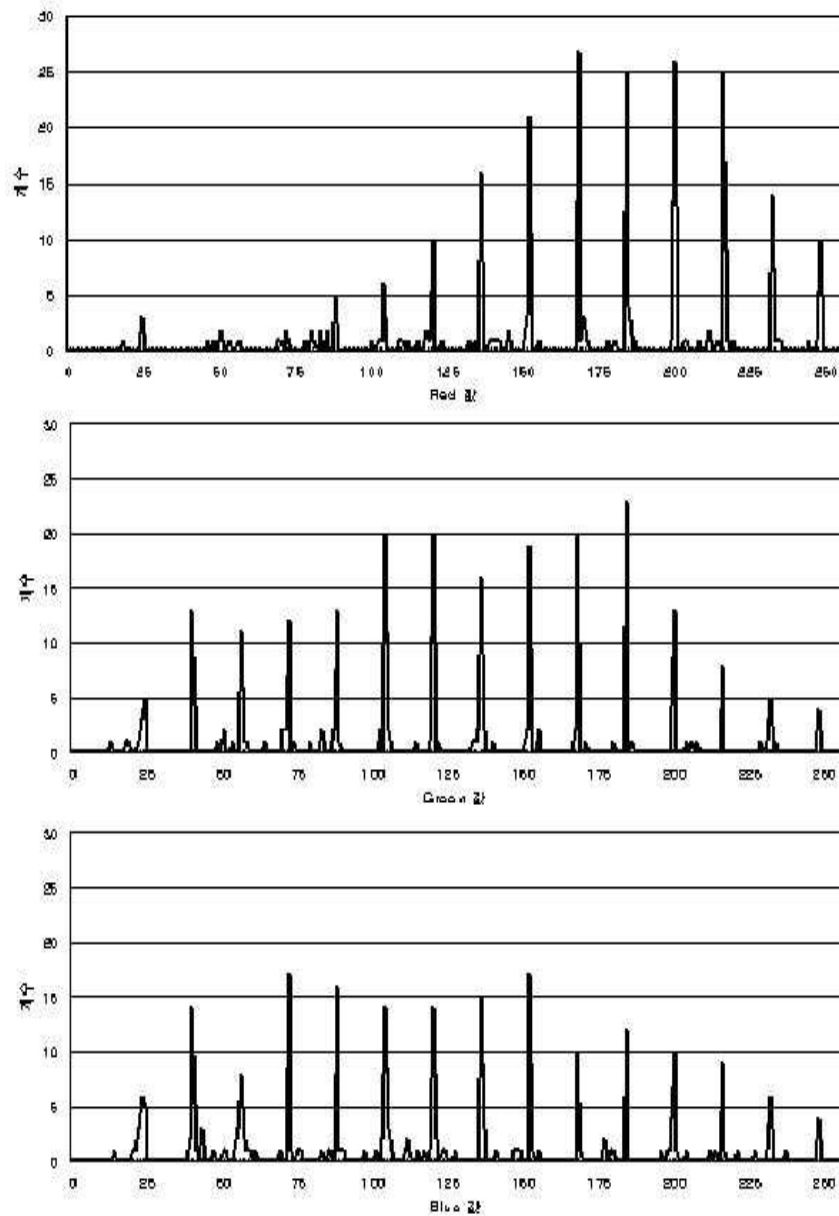
1. 색채 분석

1-1. Color palette의 구성

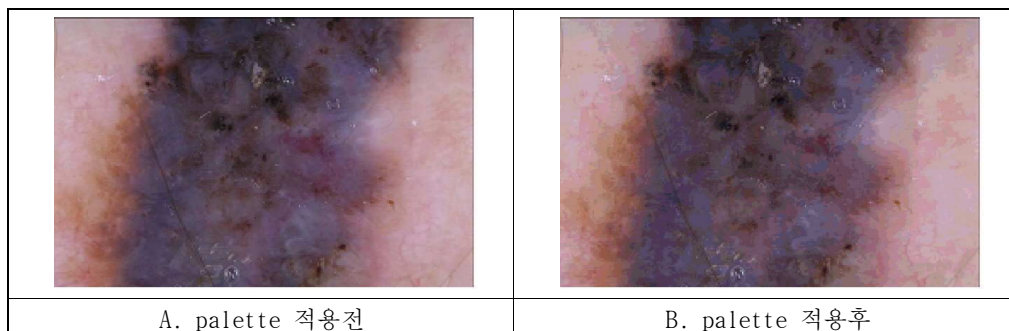
Dermoscopy로 획득된 영상은 jpeg 형식으로 16,777,216가지의 색채로 표현되는데 이를 객관적인 비교 분석이 가능하도록 8-bit palette를 구성하여 256가지의 제한된 색채로 표현하였다. 구성된 8-bit palette는 악성흑색 종으로 판명된 영상을 기초로 적응양자화방법을 이용하였으며 병변과 정상부위가 함께 포함 되도록 하여 구성하였다.



<그림 18> 8-bit color palette (RGB 순)



<그림 19> Palette의 RGB 구성

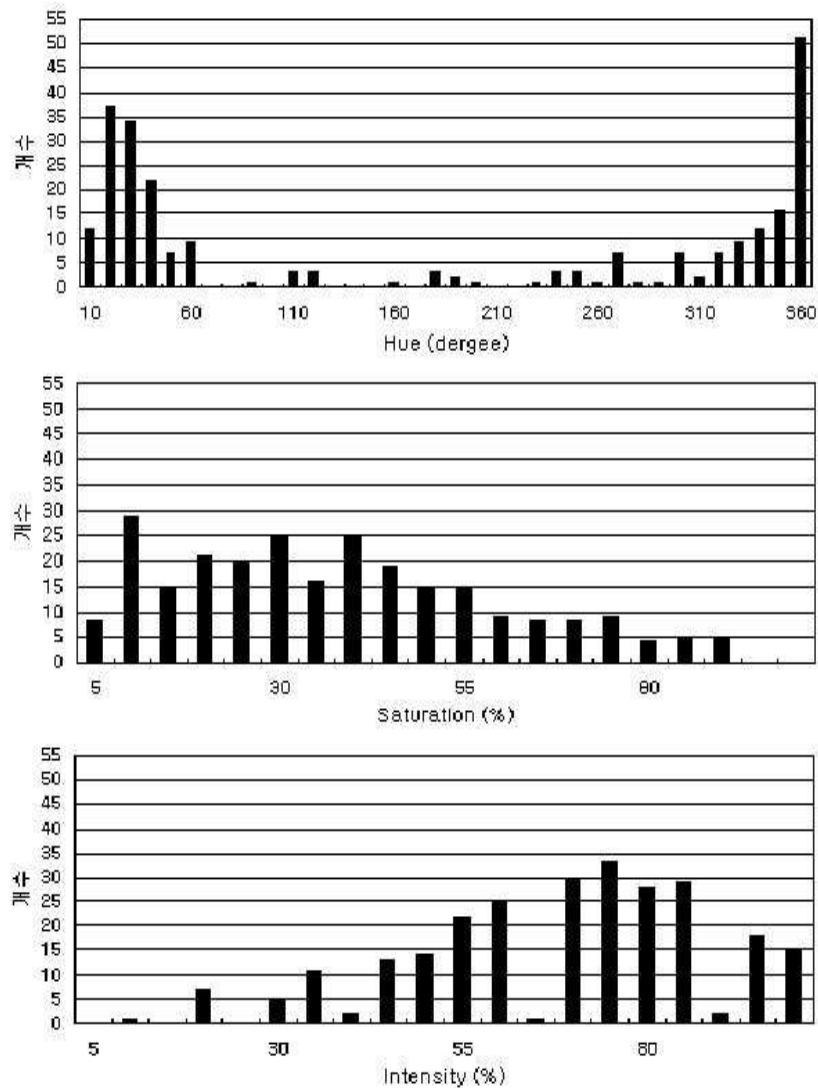


<그림 20> palette 적용전과 적용후

1-2. 색상군 형성

RGB색채계로 구성된 palette를 HSI색채계로 변환하여 hue값과 saturation값 그리고 intensity값을 계산하였다. 구성된 palette에서 hue값은 $0^{\circ} \sim 60^{\circ}$, $300^{\circ} \sim 360^{\circ}$ 에서 많이 분포하여 악성흑색종의 경우 주로 red와 brown

계열에서 hue 빈도가 높으며, saturation은 55% 이하에서 intensity는 55% 이상에서 많이 분포함을 알 수 있다.
<그림 21>



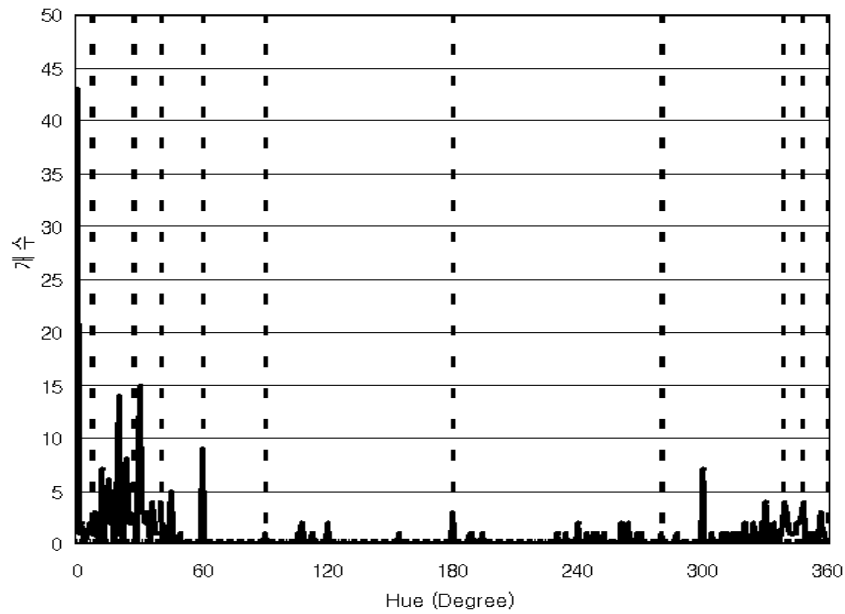
<169>

<170>

<171>

<그림 21> palette의 HSI 구성

HSI색채계로 변환한 palette는 saturation을 100%으로 두고 <그림 22>와 같은 색채군을 만들었다. 만들어진 색채군은 0° , 7° , 27° , 40° , 60° , 90° , 180° , 280° , 338° , 347° 에서 나누어 졌으며 hue 값이 정의되지 않는 gray 값들은 따로 하나의 군을 형성하여 총 10개의 군으로 나누어 졌다.

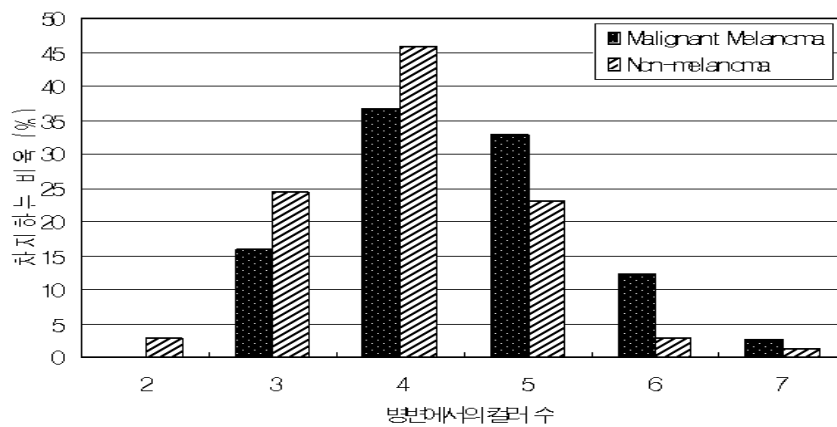


<그림 22> 10개의 색채군

1-3. 색채수 분석결과

색채수 분석은 구성된 색채군을 기준으로 분석되었으며 3%이상 검출된 색채군을 1개 색채로 인정하였다. 분석 결과 색채수가 4개 이하인 경우 악성흑색종에 비해 양성 색소성 피부질환에서 높은 수치를 보였으며 5이상의 경우 악성흑색종에서 더 높은 수치를 보였다.

<표 1> 병변내의 색채수 분석		
색채수	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
2	0	2.70
3	15.85	24.32
4	36.59	45.95
5	32.93	22.97
6	12.20	2.70
7	2.44	1.35



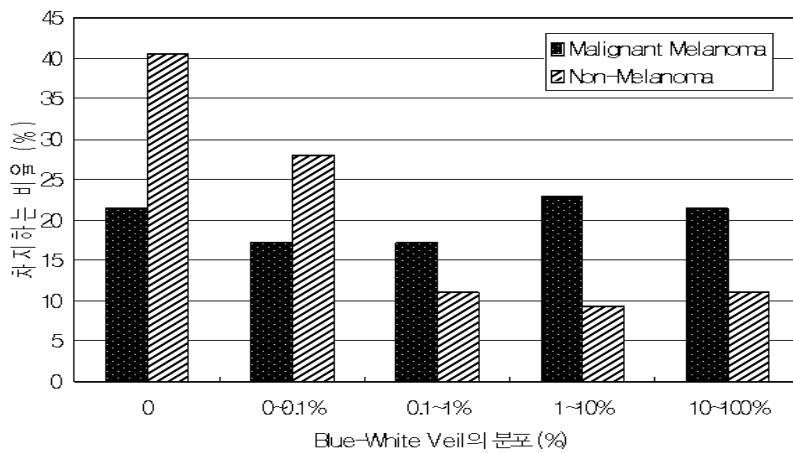
<그림 23> 병변에서의 색채수 분석

1-4. Blue-White veil 분석결과

Blue-white veil 분석은 특징이 명확한 20장의 사진을 이용하여 해당 색채를 추출하였으며 각 영상에서 추출된 색채의 검출되는 정도에 대한 백분율로 나타내었다. 분석결과 0.1% 미만으로 검출 되는 경우 악성흑색종보다 양성 색소성 피부질환에서 높게 나타났으며 0.1% 이상 검출되는 경우에는 양성 색소성 피부질환보다 악성흑색종에서 높게 나타났다.

<표 2> Blue-White veil의 분포

Blue-white veil의분포	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0	21.43	40.63
0~0.1 %미만	17.14	28.13
0.1~1 %미만	17.14	10.94
1~10 %미만	22.86	9.38
10~100 %	21.43	10.94



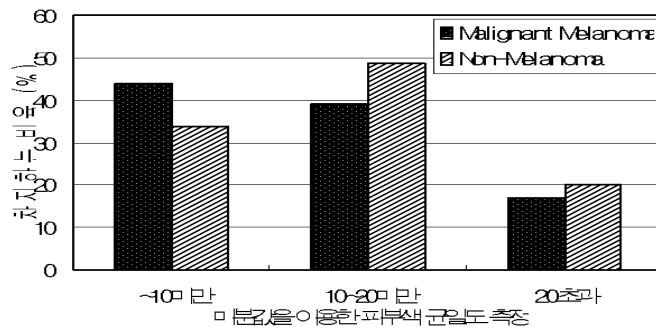
<그림 24> Blue-White Veil의 분포

1-5. 병변 내 피부색의 균일도에 관한 분석

병변내 피부색 균일도에 대한 분석은 R, G, B의 미분값과 표준편차를 이용하여 나타내었다. 미분값을 이용한 방법은 인접픽셀간의 변화량에 대한 평균을 최대변화량인 255에 대한 백분율로 나타낸 것으로 악성흑색종의 경우 양성 색소성 피부질환에 비해 인접 픽셀 간에 작은 변화를 보임을 알 수 있었다. 하지만 이 값은 전체적인 병변의 변화에 대한 정보를 얻을 수 없어 전체 피부색의 균일도는 알 수 없었다. 그리고 표준편차를 이용한 방법은 R, G, B 값의 평균인 intensity에 대한 표준편차, R, G, B 각각의 표준편차와 그 평균을 분석하였다. 분석결과 20 미만의 표준편차에서는 악성흑색종이 높은 분포를 보였으며 30이상의 표준편차에서는 양성 색소성 피부질환이 높은 수치를 보여 전체적으로 악성흑색종이 양성 색소성 피부질환에 비해 더 큰 표준편차를 가지고 있음을 알 수 있었다. 특징점은 악성흑색종과 양성 색소성 피부질환 모두 20~30정도의 표준편차에서 50%이상의 분포를 가지고 있으나 악성흑색종의 red 값에서는 표준편차가 커짐에 따라 그 분포가 증가해 30이상의 표준편차를 가지는 경우가 45%를 넘으며 양성 색소성 피부질환의 2배 이상의 분포를 가진다. 이는 악성흑색종의 피부색 균일도에 red 값의 변화가 많은 영향을 준다는 것을 의미한다.

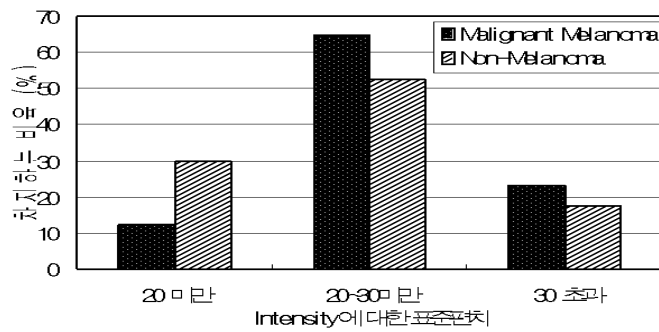
<표 3> 미분에 의한 피부색 균일도

변화량	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
10 미만	43.90	33.79
10~20 미만	39.02	48.65
20 초과	17.08	20.20



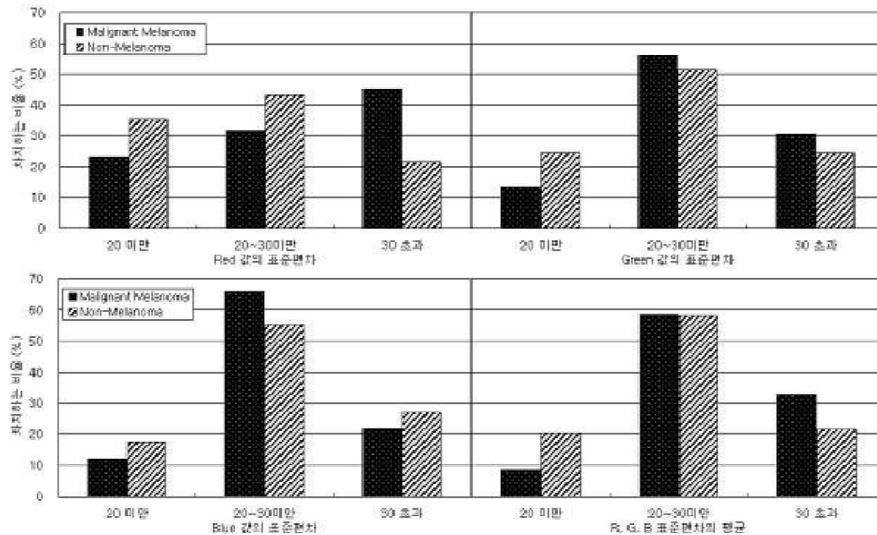
<그림 25> 미분에 의한 피부색 균일도 분석

표준편차		
표준편차	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
20 미만	12.20	29.73
20~30 미만	64.63	52.70
30 초과	23.17	17.57



<그림 26> Intensity의 표준편차

표준편차								
표준편차	악성흑색종				양성 색소성 피부질환			
	Red	Green	Blue	평균	Red	Green	Blue	평균
20 미만	23.17	13.42	12.19	8.54	35.14	24.32	17.57	20.27
20~30 미만	31.71	56.09	65.85	58.54	43.24	51.35	55.41	58.11
30 초과	45.12	30.49	21.95	32.93	21.62	24.32	27.03	21.62



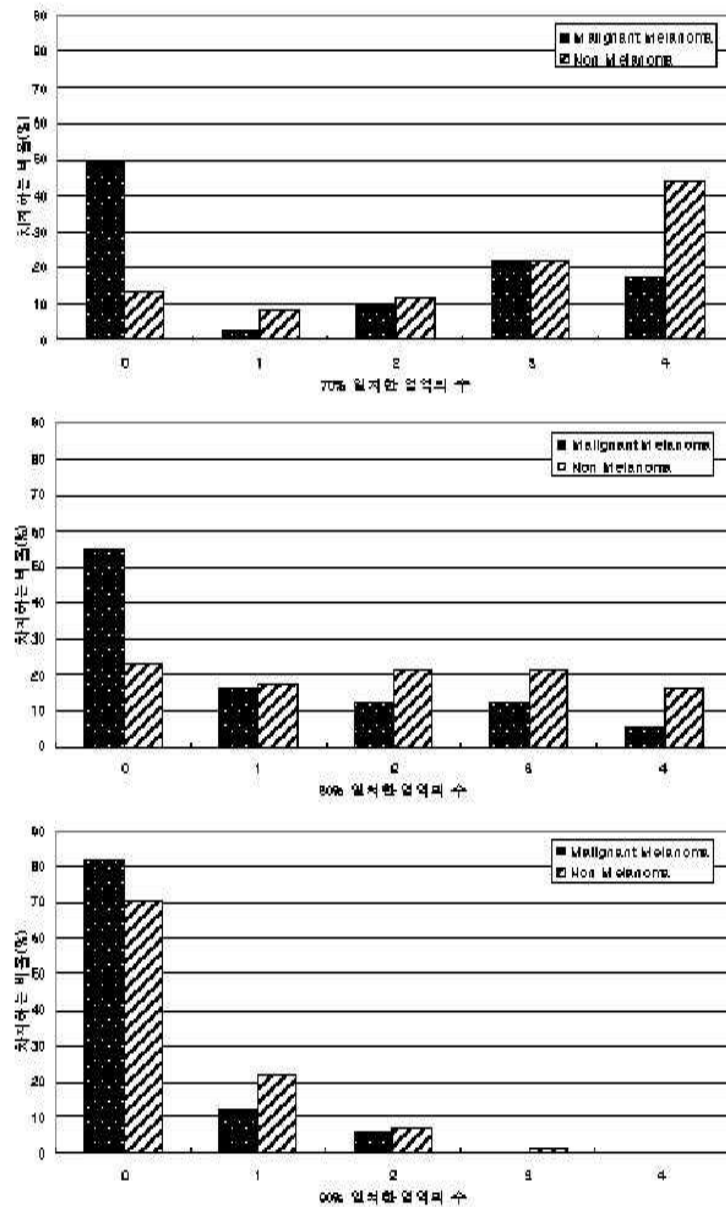
<그림 27> R, G, B 값의 표준편차와 평균

2. 형태학적 분석

2-1. 대칭성에 관한 분석 결과

병변의 중심점을 중심으로 영상을 4영역으로 총 8등분하여 각 영역에서의 70%, 80%, 90%의 대칭성을 가지는 영역의 수로써 대칭성을 분석하였으며, 영상 내에 병변이 완전히 들어 있지 않는 영상은 비대칭성으로 간주하였다. 분석결과 90%이상의 대칭성에서는 1.35%의 양성 색소성 피부질환만이 3개의 영역에서 일치했으며 80%이상의 대칭성에서는 악성흑색종의 경우 17.08%에서 양성 색소성 피부질환에서는 37.84%에서 3개 이상의 영역이 일치했다. 그리고 70%이상의 대칭성에서는 악성흑색종의 경우 39%에서 양성 색소성 피부질환에서는 66.21%에서 3개 이상의 영역이 일치 했다. 특히 양성 색소성 피부질환의 경우 44.59%에서 4개 영역에서 모두 일치하여 악성흑색종에 비해 양성 색소성 피부질환에서 대칭성이 높은 것으로 나타났다.

<표 6> 각 비율별로 일치하는 영역의 수						
일치한 영역수	악성흑색종			양성 색소성 피부질환		
	90%	80%	70%	90%	80%	70%
0	81.71	54.88	48.78	70.27	22.97	13.51
1	12.20	15.85	2.44	21.62	17.57	8.11
2	6.10	12.20	9.76	6.76	21.62	12.16
3	0	12.20	21.95	1.35	21.62	21.62
4	0	4.88	17.05	0	16.22	44.59



<그림 28> 각 비율별로 일치하는 영역의 수

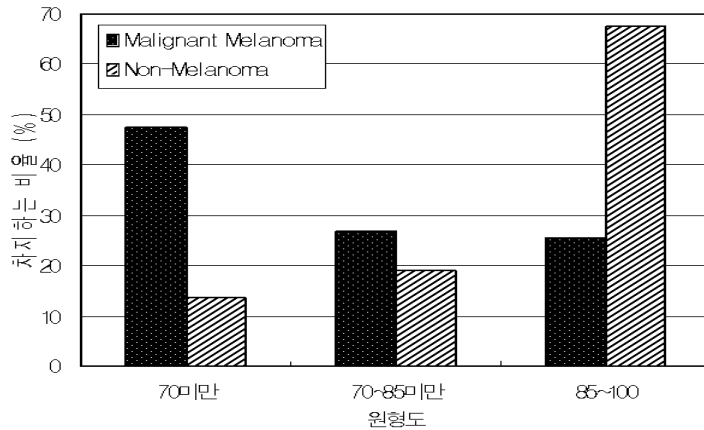
2-2. 원형성에 관한 분석 결과

병변의 원형성의 분석은 두 가지 방법을 이용하여 분석되었다. 첫 번째 방법은 원의 넓이와 원주 그리고 중심을 지나는 장축과 단축간의 비를 계산하여 셋 간의 평균으로 나타내었으며 영상 내에 병변이 완전히 들어 있지 않는 영상은 비대칭성으로 간주하였다. 분석결과 67.57%의 양성 색소성 피부질환에서 85% 이상의 원형성을 보인 반면 악성흑색종에서는 25.61%로 낮은 원형성을 나타내었다. 두 번째 방법은 circularity ratio를 이용한 방법으로 병변의 실제 둘레의 길이와 그 둘레의 길이를 갖는 원의 면적의 비를 분석하였다. 분석결과 45.95%의 양성 색소성 피부질환에서 80% 이상의 원형성을 보인 반면 악성흑색종에서는 12.19%로 낮은 원형성을 나타내었다.

<표 7> 병변의 원형도		
원형도	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0 ~ 70 %미만	47.56	13.51
70 ~ 85 %미만	26.83	18.92
85 ~ 100 %	25.61	67.57

<204>

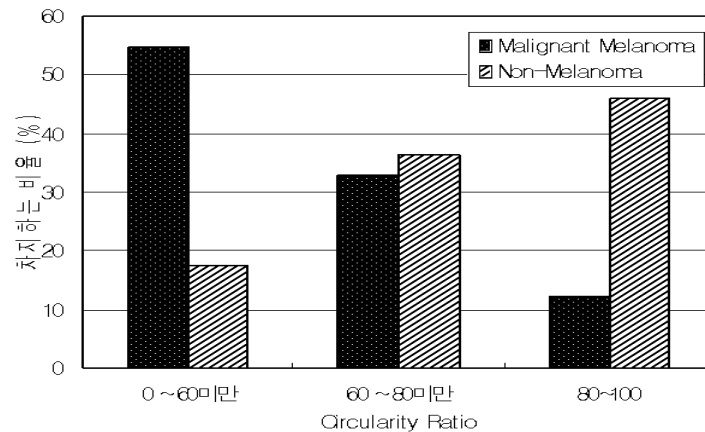
<표 8> 병변의 circularity ratio		
circularity ratio	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0 ~ 60 %미만	54.88	17.58
60 ~ 80 %미만	32.93	36.48
80 ~ 100 %	12.19	45.95



<205>

<206>

<그림 29> 병변의 원형도의 분석



<207>

<208>

<그림 30> 병변의 circularity ratio 분석

<209>

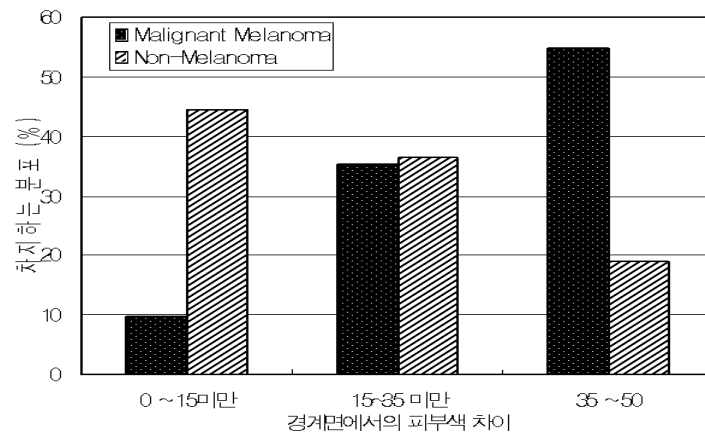
2-3. 경계면에 관한 분석 결과

<210>

경계면에 대한 분석은 경계면을 중심으로 정상부위와 병변부위간의 피부색 차이로 나타내었으며 분석 결과 intensity 값이 15이하의 경우에는 악성흑색종이 non-melanoma에 비해 4.57배 높게 나타났으며, 35이상의 경우에는 양성 색소성 피부질환이 악성흑색종의 경우 보다 2.9배 높게 나타났다. 이는 악성흑색종의 경우 양성 색소성 피부질환에 비해 정상부위와 병변간의 피부색의 차이가 뚜렷함을 알 수 있다.

<211>

<표 9> 병변의 경계면 분석		
경계면의 피부색 차이	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0 ~ 15 미만	9.76	44.59
15 ~ 35 미만	35.37	36.49
35 ~ 50 미만	54.88	18.92

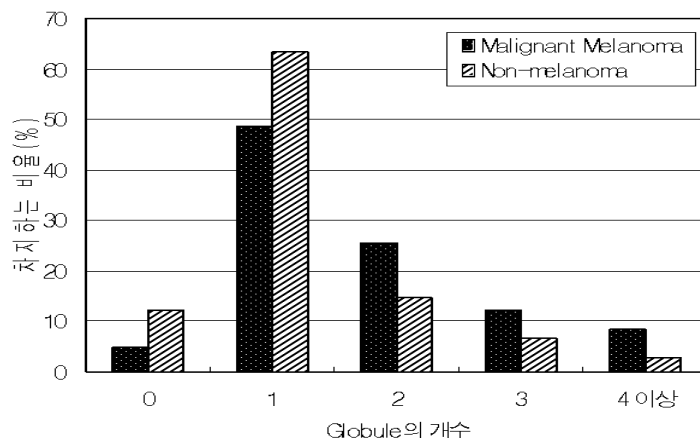


<그림 31> 경계면 분석

2-4. Dot와 Globule에 관한 분석 결과

Dot와 globule의 분석은 동일한 방법 사용하여 검출한 후 픽셀 크기가 10×10을 기준으로 초과된 것은 globule, 그 이하인 것은 dot로 간주하였다. 크기가 큰 globule의 경우 위치와 관계없이 병변 내에 개수로서 분석하였다. 분석결과 양성 색소성 피부질환의 경우 75.67%에서 globule이 1개 이하로 존재하였고, 악성흑색종의 경우 53.66%에서 1개 이하로 존재함을 보였다. 그리고 dot의 경우 병변의 평균 반지름을 3등분하여 최외곽의 영역에 존재하는 dot의 분포를 분석하였으나 분석결과 특이점이 발견되지 않았다.

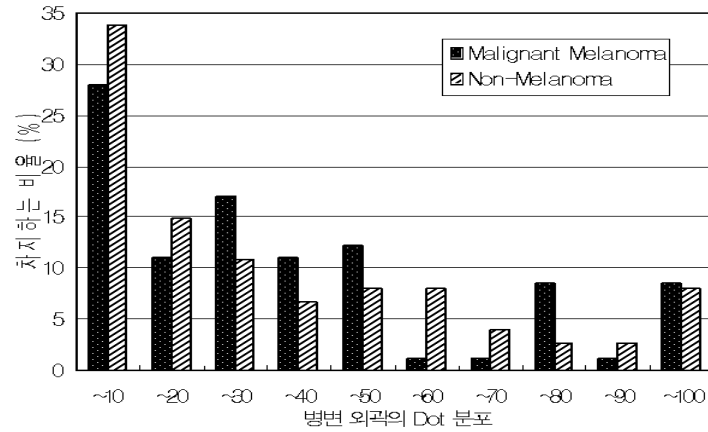
<표 10> 병변내 globule의 개수		
Globule의 수	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0	4.88	12.16
1	48.78	63.51
2	25.61	14.86
3	12.20	6.76
4 이상	8.54	2.70



<그림 32> 병변내 globule의 개수

<표 11> 병변외곽의 Dot 분포 분석		
병변외곽의 dot 분포	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
0 ~ 10 %미만	28.05	33.78
10 ~ 20 %미만	10.98	14.87
20 ~ 30 %미만	17.07	10.81

30 ~ 40 %미만	10.98	6.76
40 ~ 50 %미만	12.19	8.11
50 ~ 60 %미만	1.22	8.11
60 ~ 70 %미만	1.22	4.05
70 ~ 80 %미만	8.58	2.70
80 ~ 90 %미만	1.22	2.70
90 ~ 100 %미만	8.54	8.11

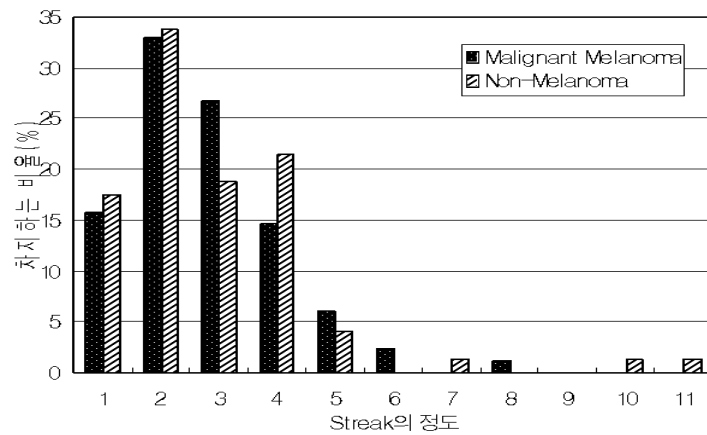


<그림 33> 병변 외곽에서 Dot 의 분포

2-5. Streak에 관한 분석 결과

streak는 병변의 가장자리에 나타나는 특징으로 본 연구에서는 threshold를 이용하여 white와 black의 비율로써 수치화하였으나 분석결과 악성흑색종과 양성 색소성 피부질환 간의 특이점이 발견되지 않았다.

<표 12> 병변내 streak 정도 분석		
Streak 정도	악성흑색종	양성 색소성 피부질환
1%미만	15.85	17.57
1~2%미만	32.93	33.78
2~3%미만	26.83	18.92
3~4%미만	14.63	21.62
4~5%미만	6.09	4.05
5~6%미만	2.44	0
6~7%미만	0	1.35
7~8%미만	1.22	0
8~9%미만	0	0
9~10%미만	0	1.35
10%이상	0	1.35



<그림 34> 병변내 streak 정도 분석

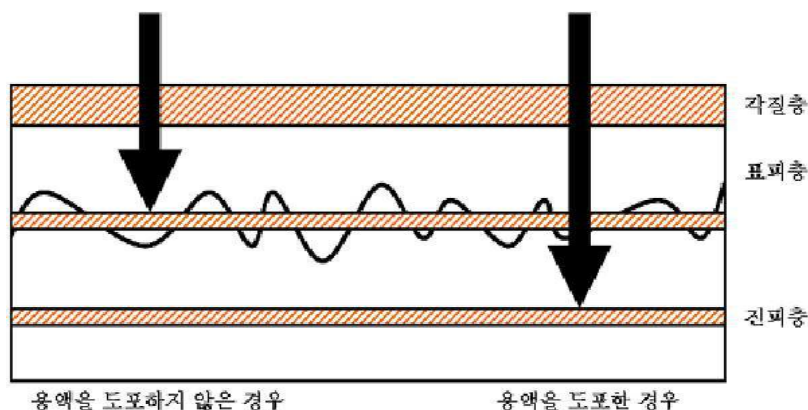
3. SVM에 대한 결과

색채와 형태학적인 분석을 통한 수치들을 이용하여 SVM을 통해 진단하였다. 50예의 악성흑색종과 50예의 양성 색소성 피부질환을 training 군으로 하여 학습되었으며, 32예의 악성흑색종과 24예의 양성 색소성 피부질환을 대상으로 진단한 결과 총 56예의 병변에서 91.07%의 정확도를 보였다. 세부적으로는 악성흑색종에서는 87.5%의 진단 정확도가 있었으며 양성 색소성 피부질환에서는 95.83%의 진단 정확도를 보였다.

<표 13> SVM을 통한 진단 정확도			
	악성흑색종	양성 색소성 피부질환	Total
Training (case)	50	50	100
Test (case)	32	24	56
Error (case)	4	1	5
Diagnostic Accuracy (%)	87.5	95.83	91.07

IV. 고 찰

본 연구에서는 dermoscopy를 이용해 획득한 악성흑색종 영상을 기반으로 수행하였다. dermoscopy(동의어: Epiluminescence Microscopy[ELM], incident light microscopy, skin surface microscopy)를 이용한 진단 방법은 피부과적 질환에 있어 *non-invasive* 진단과 *in vivo* 관찰을 가능하게 하는 유용한 기법으로 알려져 있다. dermoscopy는 피부표면에 mineral oil, alcohol, 물 등을 도포한 후 그 위에 렌즈를 직접 접하게 하여 병변 부위를 관찰하게 되는데 이때의 피부표면에 도포된 액체는 피부표면에서의 반사율을 줄이고 빛의 투과는 더 깊게 하여 일반적인 육안평가에서 볼 수 없는 부분을 볼 수 있도록 한다. 피부표면에 용액을 도포하지 않고 측정하는 광학장치의 경우 빛이 표피층 정도 밖에 투과하지 못하지만 dermoscopy의 경우 상부 진피층까지 투과하게 되는 것이 이러한 이유 때문이다.<그림 35>⁸⁻¹⁰



<233>

<그림 35> 용액을 도포 유무 대한 빛의 투과도

<234>

병변의 표면뿐만 아니라 그 속까지 함께 볼 수 있는 dermoscopy의 장점은 단순히 육안적으로 진단하였던 과거의 방식에 비해 더욱 많은 정보를 줄 수 있어 진단의 정확도를 높이는데 크게 기여할 수 있고 실제 악성흑색종과 같은 진단 정확도가 비교적 낮은 질환에 있어서 많은 도움을 주게 된다. 하지만 빛의 더 깊은 투과로 인해 생겨나는 많은 정보들은 육안평가에서 만들어 졌던 병변의 특징보다 더 많은 특징들을 만들어 내어 고전적인 육안평가법에만 익숙하거나 dermoscopy를 이용한 진단에 숙련된 자가 아니면 새롭게 생겨난 특징들을 진단에 제대로 활용할 수 없어 진단의 정확도를 높이는데 전혀 도움을 줄 수 없다. 결국 새로이 dermoscopy를 이용한 진단법을 학습하여야 한다는 문제가 생기게 되고 이는 많은 의사들의 접근을 어렵게 하였다. 이에 이러한 접근을 용이하게 하기 위하여 특히 악성흑색종의 경우 ABCD Rule of dermatoscopy, Menzies scoring method, 7-point checklist 와 같은 dermoscopy를 이용한 진단법에 관한 몇 가지 주요 진단알고리즘들이 개발 되었다. 이 주요 알고리즘은 다음과 같이 기준을 가지고 진단하게 된다.^{5,8-9,11,22}

<235>

<표 14> ABCD rule of dermatoscopy	
Asymmetry (A) ?	1.3 +
Borders (B) ?	0.1 +
Colors (C) ?	0.5 +
Different structure components (D) ?	0.5 = TDS
Total dermatoscopy scores (TDS)	
< 4.75 = Benign	
4.8 - 5.45 = Suspicious for melanoma	
> 5.45 = High suspicious for melanoma	

<236>

<표 15> Menzies Scoring Method	
Benign	
Symmetry of pattern	
One color	
Melanoma	
Asymmetry of pattern	
More than 1 color	
One to 9 positive feature	
Positive feature	
Blue-white veil	
Multiple brown dot	
Pseudopods	
Radial streaming	
Scarlike depigmentation	
Peripheral black dots/ globules	
Multiple colors (5 or 6)	
Multiple blue/gray dots	
Broad pigment network	

<237>

<238>

<표 16> Seven-Point checklist	
	Points
Major criteria	
Atypical pigment network	2
Atypical vascular pattern	2
Blue-whitish veil	2

Minor criteria	
Irregular streaks	1
Irregular dots/globules	1
Irregular pigmentation	1
Regression areas	1
Seven-point total score	
< 3 = nonmelanoma	
≥ 3 = melanoma	

<239>

먼저 ABCD Rule of dermatoscopy의 경우 육안평가에서 주요하게 이용된 진단법인 ABCD 진단법의 변형으로써 병변의 대칭성, 경계면의 명확성, 색채의 수 그리고 병변의 구조적인 형태를 기준으로 각각의 기준에 가중치를 적용해 더한 값인 TDS(Total Dermatoscopy Scores)의 정도에 따라 악성흑색종의 가능성을 판단한다. ABCD Rule of dermatoscopy에서는 육안평가의 경우보다 많은 정보를 줄 수 있는 dermoscopy의 이용으로 종래의 ABCD 진단법보다 병변 내의 구조적인 형태를 추가적으로 평가 할 수 있게 되었다. 둘째, Menzies scoring method의 경우 비대칭적인 패턴과 두 가지 이상의 색채 그리고 9가지의 positive feature 중 한 가지 이상이 모두 관찰될 경우 악성흑색종으로 진단하게 된다. 이 진단 알고리즘의 경우 특별한 가중치 없이 각 특징의 존재유무만을 관찰하게 되며 색채수를 계산함에 있어 흰색은 포함시키지 않는 특징을 가진다. 마지막으로 7-point checklist의 경우 major criteria와 minor criteria로 나누어 ABCD Rule of dermatoscopy에서와 같이 가중치를 적용해 평가하게 되는데 major criteria의 경우 2점, minor criteria의 경우 1점의 가중치를 두어 총 3점 이상이 되면 악성흑색종으로 진단한다. 이 진단법에서는 병변 내의 피부색에 대해 major criteria와 minor criteria에서 나누어 관찰하게 되는데 major criteria에서는 비규칙적인 그물형태의 피부색 분포를 관찰하며 minor criteria에서는 피부색의 균일도를 관찰한다. 이 세 개의 주요 진단 알고리즘을 보면 크게 피부색분포 및 색채 그리고 병변의 구조적 형태를 중심으로 평가하는 것을 알 수 있고 각각의 진단 알고리즘에서 중요시하는 특징점 또한 비슷함을 알 수 있다. 하지만 이러한 특징점들은 유무 및 정도를 판단하는데 있어 관찰자의 주관이 포함될 수 있어 동일 병변이라 하더라도 관찰자에 따라 결과가 달라질 수 있어 문제점이 있다. 본 논문에서는 dermoscopy를 통해 얻어진 영상을 통하여 이전의 진단 알고리즘들에서 중요 특징점으로 제시되었던 색채 및 피부색분포 그리고 병변의 형태에 대해 영상분석 방법을 통하여 객관화하는 연구를 수행하였다.

<240>

악성흑색종은 멜라닌세포가 악성으로 변하면서 발생된다. 멜라닌세포는 보통 피부색에 많은 영향을 주는 것으로 알려져 있는 색소세포로 위치에 따라 피부표면에서 보여지는 색채가 달라지는데 위치에 따라 나타나는 색채는 black, gray, brown, blue로 알려져 있다. 하지만 멜라닌의 위치에 따른 색채는 육안으로 쉽게 구분이 될 만큼 뚜렷한 차이를 보이지 않고 미세한 변화를 가지면서 분포해 있어 육안으로 쉽게 구별할 수 없으며 정량화된 분석값을 얻기가 어렵다. 이러한 문제점은 악성흑색종을 비롯하여 멜라닌세포에 영향을 받는 질환들에서 공통적으로 나타나게 되는데 색채에 대한 정량적인 분석을 위해서는 전체 표현색상에 대해 비교 가능한 기준을 설정하는 것이 우선 되어야한다. 이를 위해 본 연구에서는 악성흑색종으로 판명된 영상을 기준으로 8-bit palette 구성하여 각각의 영상을 256가지 색상으로 제한하여 표현하였다. palette를 구성하는 방법에는 적응양자화방법이 사용되었는데 이는 전체 색체계를 일정한 간격으로 나눈 고정양자화방법과 달리 영상 내 빈도수가 높은 색체를 중심으로 palette를 구성하는 방법으로 고정양자화방법에 비해 영상의 손실을 줄이고 영상이 특정 색채군에 밀집되어 있는 경우 밀집된 부분을 중심으로 구성되어 주로 red, brown, black의 색채로 구성되어 있는 악성흑색종 영상의 경우 유리하다.¹⁴ 그리고 일반적으로 palette를 구성할 경우 흔히 색채 해상도를 높이기 위하여 디터링 기법을 사용하게 되는데 이는 영상을 손실을 가져오게 된다. 본 연구에서는 병변의 색상이 변하는 것을 줄이고, dot와 pseudopods와 같이 섬세한 특징들의 보전을 위하여 디터링 기법을 사용하지 않았다. 이렇게 구성된 palette는 표현되는 색상이 256가지로 제한되어 각각의 영상에서의 색채값을 정량적으로 비교할 수 있는 기준이 되었으며 객관적인 분석을 가능하게 했다. 하지만 적응양자화방법을 통한 256 색채의 사용은 육안식별에 있어서는 큰 장점이 되지는 못했다. 멜라닌으로 인해 brown, black, red 계열의 특정색상들로 주로 분포된 악성흑색종에서는 육안식별이 용이한 수준이 되기 위해서는 색채수의 축소가 추가적으로 이루어져야 가능할 것이다. 하지만 이 경우 영상의 손실이 커지게 되어 객관적이고 정량적인 분석에 영향을 미칠 수 있어 영상의 손실을 최소화

하는 적은 수의 palette 구성이 요구된다.

<241>

구성된 palette를 통한 정량적 분석의 방법으로 병변내의 색채수를 측정하였다. 이를 위해 palette 내의 유사 색채들을 묶어 색채군을 형성하였는데 악성흑색종을 통해 구성된 palette 내의 색채들이 red, brown, black에 세분화 되어 육안적으로 군을 나누는 것은 쉽지 않았다. 이에 육안 식별을 용이 하게 하기 위하여 rgb 색체계의 palette를 HSI 색체계로 변환한 후 색채의 saturation을 100%로 고정하여 hue값을 기준으로 10개의 군으로 분류 하였다. 그리고 분류된 색채군을 이용하여 3% 이상 검출된 색채를 1개의 색채로 하여 색채수를 분석하였다. 그 결과 4개 이하의 색채수에서는 양성 색소성 피부질환이 많이 분포했으며 5개 이상의 색채수에서는 악성흑색종이 많이 분포함을 보였는데 이는 고전적인 dermoscopy 진단 알고리즘에서 multicolor를 규정하는 기준을 5개 이상의 색채로 두는 것과 일치한다는 점에서 의미가 있다. 그러나 saturation을 100%로 둔 상태로 분류한 것이기에 원래의 saturation으로 돌아갈 경우 인접 색채군의 색채와 육안적으로 구별이 쉽지 않은 문제점이 발견 되었으며 또한 1개의 색채로 인정하는 범위에 대한 어려움이 발견 되었다. 이는 palette의 구성에서와 마찬가지로 육안식별이 가능할 정도의 보다 적은 수의 palette를 만들어 보완해야 될 것으로 사료되며 육안적으로 1개 색채를 인식하는 정도에 대한 정략적 분석 방법에 대한 연구가 추가적으로 수행되어야 될 것이다. 그리고 구성된 palette를 이용하여 악성흑색종의 색채특징인 blue-white veil을 분석하였다. 분석방법으로는 명확히 판별되는 blue-white veil을 가진 영상 20장을 기반으로 blue-white veil의 색채를 검색하여 각각의 병변에서의 분포를 분석하였다. 그 결과 악성흑색종의 경우 0.1% 이상 검출되는 비율이 양성 색소성 피부질환에 비해 높았는데 이는 palette를 이용한 정량적인 기준이 만들어 졌기에 가능한 분석이었다. 이와 달리 피부색의 균일도 측정에서는 palette를 이용하지 않았다. 이는 palette의 구성으로 색채의 수가 줄면서 단계화된 색채로 나타나게 되어 실제 영상의 색채 변화량을 변화시키기 때문이다. 피부색의 균일도 측정은 두가지 방법으로 이루어 졌는데 미분을 이용해 R, G, B 각각의 변화량의 평균으로 측정하는 방법과 표준편차를 이용하는 방법을 이용하였다. 먼저 미분을 이용한 균일도 측정은 sobel 연산을 통한 R, G, B 미분값에 대한 평균을 최대 변화량인 255에 대한 백분율로 나타내었다. 이 방법은 각 픽셀간의 변화량을 이용하기에 인접 픽셀에 대한 차이 분석에는 적합하지만 일정한 낮은 변화량을 가지는 영상의 경우 거리가 멀어지면 색채 역시 큰 차이를 가지게 됨에도 낮은 변화량을 가지는 것으로 측정 될 수 있는 문제점이 있어 병변 전체에 대한 피부색 균일도 측정에는 부적합하였다. 그렇지만 10미만의 변화에서는 악성흑색종에서 높았으며 20이상의 변화량에서는 양성 색소성 피부질환에서 높아 악성흑색종의 경우 병변 내에서 피부색 변화가 양성 색소성 피부질환에 비해 완만함을 알 수 있다. 두 번째 방법인 표준편차를 이용한 방법은 R, G, B값을 평균값을 이용한 표준편차와 각 R, G, B 값에 대한 표준편차를 이용하는 방법으로 분석하였다. 표준편차는 평균값에 대한 퍼짐 정도를 나타내는 것으로 그 값이 적을수록 피부색의 변화가 적다고 할 수 있는데 전반적으로 악성흑색종에 비해 양성 색소성 피부질환이 낮은 것을 알 수 있었다. 특히 R, G, B 각각에 대한 표준편차에서 red 값의 표준편차가 다른 표준편차의 분포와 달리 30이상의 표준편차 값에서 45%로 양성 색소성 피부질환의 2배 이상으로 피부색 균일도분석에선 red 값이 많은 영향을 주고 있음을 알 수 있었다.

<242>

악성흑색종은 멜라닌세포에 의한 피부색 분포 외에도 병변의 형태가 여타의 모반성 질환과는 다른 많은 특징들을 가진다. 본 논문에서는 악성흑색종의 형태적 특징을 전체 병변의 대칭성과 원형도, 경계면의 명확도, dot 와 globule, 그리고 streak로 나누어 분석하였다. 먼저 대칭성의 경우 고전적인 dermoscopy 알고리즘과 육안평가에서는 2개의 축을 이용하여 병변을 육안으로 대칭정도를 분석하였다. 이는 주관적인 관점에서 대칭정도를 분석하는 방법으로 객관적인 기준이 없어 명확한 대칭성이 보이지 않는 경우 관찰자의 주관이 크게 작용하게 된다. 이에 본 논문에서는 객관적 대칭정도를 나타내기 위하여 영상을 8등분한 후 4개 영역으로 나누어서 각 영역내의 대칭정도에 대해 백분율로 나타내었다. 백분율로 나타낸 각 영역의 대칭정도는 70%, 80%, 90%로 나누어 대칭성을 판단하였는데 전체적으로 양성 색소성 피부질환군에서 더 높은 대칭성을 보였으며 70% 대칭성에 있어서는 악성흑색종군과 양성 색소성 피부질환군의 차이가 크게 나타났는데 양성 색소성 피부질환군의 경우 3개 이상의 영역에서 일치하는 경우가 66.2%였다. 특히 4개 영역 모두 일치하는 경우가 44.6%로 악성흑색종군의 17.1%와 비교하여 약 2.6배의 차이를 나타내었다. 그렇지만 분석결과 모든 영역이 100% 일치되는 병변은 발견 되지 않았으며 90% 이상의 대칭성에 대해서도 4영역에서 모두 대칭되는 영상이 악성흑색종군과 양성 색소성 피부질환군에서 모두 존재하지 않았다. 이는 대칭성을 육안으로 명확히 구분할 수 있는 경우가 흔치 않음을 의미한다. 원형성에 대한 분석은 대칭성에 대한 보조적인 분석으로 두 가지 방법으로 분석되었는데 대부분의 모반이 원의 형태임에 착안하여 원의 면적과 원주, 그리고 장축과 단축의 비를 각각 계산하여 셋 간의 평균을 나타내는 분석과 circularity ratio를 이용한 분석을 하였다. 먼저 축과 면적, 그리고 둘레를 이용한 원형성 분석결과 85% 이상의 원형성에서 악성흑색종군의 경우 25.6%, 양성 색소성 피부질환군의 경우 67.6%로 약 2.6배의 차이를 보여 70% 대칭성에서 4개 영역이 모두 대칭인 경우와 같은 비율차를 나타내었다. 그리고 circularity ratio를 이용한

원형성 분석은 병변의 실제 둘레의 길이와 그 둘레의 길이를 갖는 원의 면적의 비를 분석한 것으로 분석결과 45.95%의 양성 색소성 피부질환에서 80% 이상의 원형성을 보인 반면 악성흑색종에서는 12.19%로 낮은 원형성을 나타내었다. 이 두가지 원형도 분석을 통해 악성흑색종의 경우 양성 색소성 피부질환의 경우보다 낮은 원형성을 가지는 것을 알 수 있었다. 원형성에 대한 분석은 종래의 악성흑색종 진단에서 사용되지 않은 방법으로써 원형인 경우가 많은 모반성 질환과의 차이는 진단에 큰 도움을 줄 것으로 예측된다.

<243>

경계면에 대한 분석으로는 병변의 경계면을 중심으로 병변과 정상부위의 피부색의 차이를 비교하여 병변의 경계가 어느 정도 뚜렷한지에 대하여 분석하였다. 고전적인 방법인 ABCD 방법론에서는 병변을 8등분하여 육안적 판단으로 경계가 뚜렷한 영역의 수를 평가하였다. 이 방법은 단순히 병변의 경계를 8등급으로 나누어 평가할 뿐 객관적인 기준이 없으며 대부분 red와 brown 계열로 이루어진 피부에서 병변과 정상부위의 차이를 육안으로 판단하는 것은 적절하지 못하다. 본 논문에서는 병변의 경계를 중심으로 일정 간격에서 병변과 정상부위의 피부색 차이를 intensity를 이용해 구했으며 병변의 중점을 중심으로 회전시키면서 경계면 전체에 대한 피부색 차이를 분석하였다. 분석 결과 intensity 차이가 15이내인 낮은 피부색 차이에서는 악성흑색종군에서 9.76%, 양성 색소성 피부질환군에서는 44.59%로 양성 색소성 피부질환군이 약 4.57배 많았으며, 40이상의 높은 피부색 차이에서는 악성흑색종군에서는 54.88%, 양성 색소성 피부질환군에서는 18.92%로 악성흑색종군이 약 3.06배 많아 악성흑색종의 경우 양성 색소성 피부질환에 비해 경계면의 차이가 심한 것을 알 수 있었다. 이 방법의 경우 전체 병변의 경계면을 비교할 수 있고 수치화된 정보로 객관화 할 수 있는 장점이 있다. 하지만 경계면이 모호한 경우와 streak와 같은 병변의 경계면이 매끄럽지 못한 경우 정확한 수치를 얻기 어려운 문제점이 나타났다. 보다 정확한 정보를 위해서는 정확한 병변의 분리가 이루어져야 될 것으로 생각된다.

<244>

이외 형태학적인 분석에는 dot와 globule 그리고 streak가 분석되었다. 이는 악성흑색종 병변의 부분적인 특징들으로써 미세한 형태로 나타난다. dot와 globule의 경우 멜라닌이 부분적으로 축적되어 점의 형태로 나타나게 되는데 본 논문에서는 10×10의 픽셀 사이즈를 기준으로 dot와 globule을 분리 하였으며, gray scale의 영상에서 threshold를 이용하여 검출하였다. 그러나 검출결과 악성흑색종과 양성 색소성 피부질환 간의 특별한 차이점을 발견 할 수 없었는데 이는 육안평가지 보여지는 dot와 globule의 경우 단순히 black 색채로만 이루어진 것이 아니고 다양한 색채로 이루어져 있어 확실적으로 intensity를 이용해 검출하는 것은 부적절했다. 앞으로의 연구에서 색채를 이용한 dot와 globule 검출이 필요할 것으로 생각된다. 그리고 streak의 경우 악성흑색종의 빠른 성장을 나타내는 특징으로 악성흑색종을 진단하는데 있어 중요한 요소가 된다. 하지만 이 특징의 경우 dermoscopy를 이용한 확대 영상에서조차 육안으로 그 특징을 찾기 힘든 경우가 많다. 본 논문에서는 sharpening을 통해 영상을 강조하고 equalization을 통해 명암대비를 높여 검출을 시도하였지만 특별한 결론을 얻을 수 없었다. 앞으로의 연구에서는 streak의 경우 병변의 가장자리에서 나타나는 미세한 형태인 만큼 정확한 병변 분리가 중요할 것으로 생각된다.

<245>

본 논문에서는 악성흑색종의 피부색채분포와 색채 그리고 형태적인 분석을 통한 여러 객관적 수치들은 SVM을 이용하여 종합적으로 분석하였다. SVM은 통계적 학습이론으로서 학습과정에서 얻어진 확률분포를 이용하여 의사 결정함수를 추정한 후 데이터를 이원 분류하는 것으로 본 논문에서는 50예의 악성흑색종과 50예의 양성 색소성 피부질환을 통해 학습하여, 32예의 악성흑색종과 24예의 양성 색소성 피부질환을 대상으로 진단 결과를 보았는데 그 결과 총 56예의 병변에서 91.07%의 정확도를 보였다. 이는 육안평가시의 65~80% 보다 높은 수치로서 객관적인 기준에 의한 영상처리 진단법이 육안 평가보다 우수함을 입증하였으며 앞으로 악성흑색종의 진단에 있어 영상처리방법을 통한 진단의 가능성을 보여주었다.

<246>

Dermoscopy를 이용한 악성흑색종 진단법은 현재 전세계적으로 활발히 진행되고 있는 연구분야이다. 이 중 영상처리를 이용한 진단의 경우 육안평가의 낮은 진단 정확도와 정량적이지 못한 진단 알고리즘들을 보완하는데 많은 도움을 줄 수 있으며 정량적인 수치를 제공할 수 있다는 장점이 있다. 그렇지만 영상분석을 통한 진단법에 있어 아직 많은 개선할 부분이 존재한다. 특히 병변의 분리는 영상처리를 통한 진단에 있어 진단정확도에 많은 영향을 줄 수 있는 부분으로 정확도를 높이는 것이 무엇보다 중요하며, 영상 내에 전체병변이 모두 들어 있지 않은 경우 병변의 전체적인 형태를 대상으로 분석하는데 큰 어려움이 되고 있다. 그리고 머리카락이나 털, dermoscopy를 이용하는데 사용되는 용액에 의한 기포 등의 영상 내 병변외적인 부분에 대한 처리 역시 앞으로 풀어야 할 숙제이다.

<247>

V. 결 론

<248>

본 논문에서는 dermoscopy를 이용한 악성흑색종의 진단을 영상분석을 통해 정량화된 기준을 제시하고 진단정확도를 높이고자 하였다.

- <249> 1. 악성흑색종의 색채적 특징에 대한 객관적분석을 위해 8-bit palette를 구성하였다. 구성된 palette는 영상내의 높은 빈도수의 색채를 중심으로 구성하는 적응양자화방법을 이용하였으며 이를 이용하여 병변내의 색채수 분석과 blue-white veil에 대한 분석을 정략적이고 객관적으로 할 수 있었다.
- <250> 2. 병변내의 피부색 균일도에 대한 분석에서는 미분에 의한 변화량과 표준편차를 통한 산도를 기준으로 분석하였다. 그러나 미분에 의한 변화량은 병변 전체의 균일도를 분석하는 데는 적합하지 않았으며 표준편차를 이용한 분석에서는 red 값이 병변의 균일도에 가장 큰 반응을 함을 알 수 있었다.
- <251> 3. 악성흑색종의 형태적 특징은 대칭성과 원형성, 경계면의 명확도 그리고 dot와 globule, streak를 대상으로 분석되었다. 대칭성에 대해서는 병변을 4개 영역으로 나누어 영역별 일치도를 기준으로 분석하여 기존의 육안적 평가를 객관화할 수 있었으며, 원형성은 축의 길이비, 면적의 비, 둘레의 비의 평균과 circularity ratio를 통하여 정량화 할 수 있었다. 그리고 경계면의 명확도는 경계면을 기준으로 정상부위와 병변의 intensity 차이를 전체경계면을 대상으로 측정하여 기존의 병변을 8등분하여 육안적으로 판단하던 방식을 정량적으로 수치화 할 수 있었다. 그러나 dot와 globule, streak 같은 미세한 특징들에 대해서는 객관적 분석기준을 마련하지 못했다.
- <252> 4. 악성흑색종과 양성 색소성 피부질환의 수치화된 정보를 바탕으로 SVM을 통해 악성흑색종 여부를 진단하여 56장의 영상을 대상으로 91.07%의 진단 정확도를 보였다.
- <253> 이상의 결과로 dermoscopy 영상의 악성흑색종 진단에 있어 영상분석방법은 고전적인 육안평가법을 객관화 할 수 있었으며 정량화된 정보를 이용하여 진단 정확도를 높일 수 있음을 보였다. 앞으로 병변의 미세한 특징들에 대한 추가적인 객관적 분석이 이루어지고 정상부위와 병변간의 분리정도가 개선된다면 더욱 높은 진단정확도를 보일 것으로 사료된다.

산업이용 가능성

- <254> 악성흑색종의 진단에 유용한 dermoscopy를 이용한 진단방법에서 특징점들을 도출하여 정량화함으로써 종래의 주관적인 판단기준들을 객관적으로 판단할 수 있도록 하였으며, 정량화된 특징점들을 이용하여 이원화된 결과를 도출함으로써 악성흑색종의 발병여부를 알 수 있어 진단을 용이하게 한다.