

# 하이퍼스펙트럴 영상 인식을 통한 종양 검출

김한열, 김인택

명지대학교 정보제어공학과

전화 : 031-330-6475 / 핸드폰 : 016-262-3198

## Hyperspectral Image Recognition for Tumor Detection

Han Yeol Kim, Intaek Kim

Dept. of Information Control Engineering, Myongji University

E-mail : hanyori@mju.ac.kr, kit@mju.ac.kr

### Abstract

This paper presents a method for detecting skin tumors on chicken carcasses using hyperspectral images. It utilizes both fluorescence and reflectance image information in hyperspectral images. A detection system that is built on this concept can increase detection rate and reduce processing time. Chicken carcasses are examined first using band ratio FCM information of fluorescence image and it results in candidate regions for skin tumor. Next classifier selects the real tumor spots using PCA components information of reflectance image from the candidate regions.

### I. 서론

하이퍼스펙트럴 영상(Hyperspectral Image)은 넓은 대역의 스펙트럼에서 상대적으로 미세한 간격의 주파수 파장마다 얻은 영상들의 집합이다. 하이퍼스펙트럴 영상은 각각의 주파수에서 얻은 영상들이 주파수 축을 따라 쌓여진 것과 같은 3차원의 데이터로 형성되어 있다.

닭의 피부 종양 검출을 위해 미국 농무부(USDA-United States Department of Agriculture) 미국 농무부 소속의 ISL (Instrumentation and Sensing Laboratory) 연구원들은 하이퍼스펙트럴 영상

을 이용한 감지시스템을 개발하기 위해 노력해 왔다 [1~3]. 닭의 종양을 찾아내기 위한 방법으로, ISL에서는 하이퍼스펙트럴 시스템을 이용하여 얻은 형광영상을 분석하였다. 그러나 형광영상만으로 종양부분과 정상부분을 구분하는데 오류 판정이 발생한다[4].

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서 제안한 방법은 형광영상 뿐만 아니라 반사영상도 종양 검출에 사용한다. 본 논문에서는 형광영상의 결과를 개선하고자 몇 가지의 기술을 도입하여 종양부분에 대한 정보를 추출한 후, 반사영상에서 얻은 정보에 적용하여 더욱 효과적인 인식을 수행하고자 하였다.

### II. 하이퍼스펙트럴 영상의 구성

하이퍼스펙트럴 영상을  $I(u,v,\lambda)$ 라고 표현할 때,  $\lambda$ 는 영상이 취득된 파장을 나타내고  $u$ 와  $v$ 는 영상의 가로와 세로의 위치를 각각 알려준다. 취득된 데이터를 살펴보면 그림 1과 같이 2차원의 구조를 가진다. 2차원 데이터의 각각의 세로는 특정 주파수( $\lambda_k$ )에서의 세로 방향으로 스캔하여 얻은 데이터이다. 인접한 행은 인접한 주파수( $\lambda_{k+1}$ )를 보여준다. 따라서 영상의 크기가  $M \times N$ 이며  $W$ 개의 주파수에서 측정되었다고 가정할 때, 그림 1의 윗 그림은 각각  $M \times W$ ,  $N$ 의 크기를 가지는 2차원 데이터이다. 이 데이터로부터 특정 파장  $\lambda_k$ 에서의 영상을 구하는 과정이 그림 1에 표현되어 있다. 본 논문에서는 특정한 하나의 파장 또는 주파수에서 얻은 영상을 밴드영상이라고 부르기로 한다. 그림 2와 그림

3은 본 논문의 실험에서 사용된 형광영상과 반사영상을 각각 10번째, 20번째, ... 60번째 등 여섯 개의 파장에서 얻은 영상을 보여준다. 형광영상은 총 65개의 다른 파장에서 얻은 하이퍼스펙트럴 영상이며, 반사영상은 총 112개의 파장으로부터 얻었다.

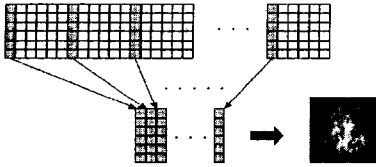


그림 1. 하이퍼스펙트럴 데이터에서의 밴드영상 추출

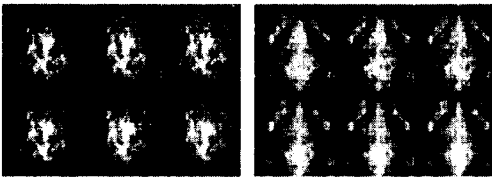


그림 2. 형광영상의 일부 밴드영상      그림 3. 반사영상의 일부 밴드영상

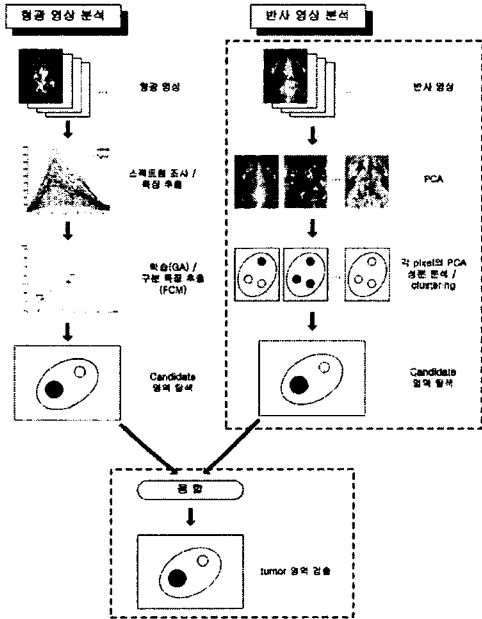


그림 4. 영상 융합을 통한 종양 검출 알고리즘

### III. 영상 융합을 이용한 종양 검출 알고리즘

형광영상의 밝기 스펙트럼을 보면 정상부분과 종양부

분의 구분이 모호하게 중첩되는 영역이 존재함을 알 수 있다. 따라서 형광영상은 정상과 종양을 구분할 수 있는 충분한 정보를 제공하지 않음을 알 수 있다. 동일한 물체에 대하여 다른 조명원을 통해 얻은 영상이 반사영상이다. 반사영상은, 그림 3에 보여준 바와 같이, 그림 2의 형광영상과는 다른 종류의 정보를 포함하고 있다. 따라서 본 논문에서는 형광영상과 반사영상 사이에 서로 보완되거나 중첩되는 정보를 사용하여 종양의 위치를 찾고자 한다.

본 논문에서는 형광영상과 반사영상을 융합하여 더 효과적인 종양 검출을 위해 그림 4와 같은 순서의 알고리즘을 제안한다.

#### 3.1 형광영상을 이용한 종양 후보 영역 추출

형광영상을 자세히 살펴보면 종양부분과 정상부분에 존재하는 화소들의 주파수 특성 곡선에 상당한 차이가 있음을 알 수 있다. 따라서 형광영상만을 사용한 종양 부분 탐색도 비교적 양호한 결과를 가져왔다[4].

형광영상을 이용하여, 종양 후보 영역을 추출하는데 화소들의 주파수 특성을 사용한다. 그림 5와 같이 화소의 주파수 특성을 살펴보면 화소 밝기 값에 따라 종양 후보 판단 여부도 가능하다. 그러나 자세히 살펴보면 정상부분과 종양부분의 화소들의 밝기가 중첩되어 있는 부분도 발견된다. 따라서 이러한 사실에 기인하는 오류를 극복하기 위해 절대적인 밝기에 의존하지 않고, 상대적인 값을 이용하는 것이 탐색의 신뢰도를 높일 수 있다. 따라서 비율  $I_x/I_y$  (여기서  $I_x, I_y$ 는 각각 x번째, y번째 파장에서의 밝기를 의미함)를 이용하여 종양 후보 영역 탐색에 있어 특징(feature)으로 사용한다.

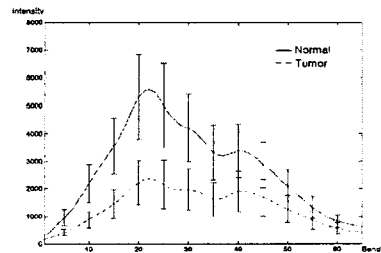


그림 5. 형광영상의 밴드별 밝기

종양부분과 정상부분을 구별하는데 가장 효과적인 비율(4 개의 파장)을 찾기 위해 유전자 알고리즘 (GA: Genetic Algorithm)[5]을 사용하였다. 유전자 알고리즘의 적합도는 아래의 내용을 고려하여 구성하였다.

(1) P(NIN)과 P(TIT)의 값을 최대화시켜야 한다. 여기서 P(NIN)은 정상부분을 측정했을 때 정상으로 판단

하는 비율을 의미하고 P(T|T)는 종양부분을 종양으로 인식하는 비율이다.

(2) 두 개의 비율, 예를 들어  $I_x/I_y$ 와  $I_b/I_n$ 를 각각 X, Y라고 할 때, 종양부분과 정상부분에서 얻은 데이터를 (X, Y) 좌표 상에 그려보면 두 개의 클러스터(cluster)가 생기는 것을 확인할 수 있다. 이 때 두 클러스터의 중심을 각각  $m_N$ 과  $m_T$ 라고 할 때, 최소화시키고자 하는 값 S는 아래 식(1)과 같다. 즉 데이터들의 각 해당 클러스터까지의 거리의 제곱 합이다.

$$S = \sum_{Z \in Normal} \|Z - m_N\|^2 + \sum_{Z \in Tumor} \|Z - m_T\|^2 \quad (1)$$

이상의 두 가지 조건을 가장 잘 만족시키는 4개의 좌표를 구한 후, 학습된 클러스터의 중심을 사용하여 결정평면(decision boundary)을 설정함으로써 인식기(classifier)를 구현할 수 있다. 30개의 정상부분과 30개의 종양부분에서 얻은 데이터를 사용하여 클러스터링한 결과가 그림 6에 나타나 있다. 적합도는 식(1)이 최소화되도록 구성하였는데 식(1)의 클러스터 중심을 구하기까지는 FCM (fuzzy C-means) 알고리즘[6~7]을 사용하였다.

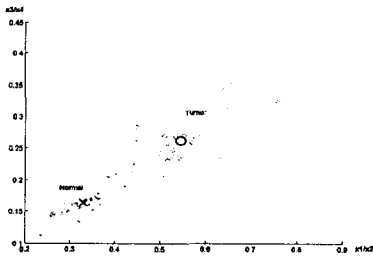


그림 6. 클러스터링의 결과

종양후보 영역이란 형광영상에 의해 종양이라고 판단되는 영역을 의미한다. 종양후보의 추출은 앞에서 학습에 사용한 퍼지 소속함수를 이용하여 정상 또는 종양 여부를 판단한다.



그림 7. 형광영상



그림 8. 후보 영역 영상

그림 7은 실험에 쓰인 형광영상이며 이상에서 설명한 알고리즘을 적용한 결과 그림 8과 같은 후보 영역 영상을 얻었다.

### 3.2 반사영상을 이용한 종양 후보 영역 추출

반사영상은 일반적인 백열조명을 사용하여 반사된 영상을 112 개의 주파수에서 획득한 것이다. 그림 9의 반사영상은 형광영상과 달리 종양 부분과 정상부분 간의 구별이 매우 어렵다. 그림 10의 화소의 밝기 특성 때문에 반사영상은 형광영상에서 사용한 방법으로 종양 부분을 검출하는 것이 힘들다. 반사영상에서의 정상 부분과 종양 부분의 특징을 찾아내기 위해 주성분 분석(PCA: Principal Component Analysis)을 사용한다[8]. 주성분 분석은 변수들의 선형결합으로 표시되는 새로운 주성분을 찾아서, 이를 통하여 자료를 쉽게 요약하거나 해석할 수 있다.



그림 9. 반사영상

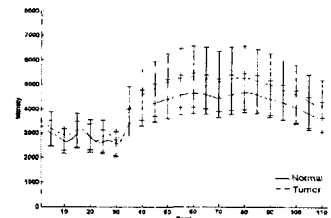


그림 10. 반사영상의 밴드별 밝기

주성분을 구하는 절차는 아래와 같다.

- (1)  $x \in \mathbb{R}^{M \times N}$  를 구한다. 여기서 N은 차원의 수이며 M은 측정된 N 차원의 데이터 집합의 수이다.
- (2) x의 공분산(covariance) C를 구한다.  $C = \text{cov}(x) \in \mathbb{R}^{N \times N}$
- (3) C의 eigenvalue와 eigenvector를 구한 후 eigenvalue가 적어지는 순서대로 배열한다. 즉  $C \cdot v_k = \lambda_k v_k$  이며  $\lambda_i \geq \lambda_j (i > j)$ 이다.  $\lambda_1$ 은 첫 번째 주성분(the first principal component)의 eigenvalue이며 벡터  $v_1$ 은 첫 번째 주성분을 생성시키는 변환이다. 이제  $W = [v_1 | v_2 | \dots | v_N]$  하자
- (4)  $y = x \cdot W$ 를 얻는다. 여기서  $y = [y_1 | y_2 | \dots | y_N]$ 으로 표현할 수 있는데  $y_k$ 는 k 번째 주성분(k-th principal component)이다.

반사영상을 주성분 분석한 영상 데이터에서 첫 번째에서 여덟 번째 성분의 데이터만을 취득한다. 주성분 분석의 성분은 그 차수가 증가할수록 분석을 위한 영상 데이터의 특징과 중요도가 감소한다.

그림 11은 8개의 주성분 영상에서 종양 부분의 특징을 가장 잘 나타내고 있는 성분이 아래쪽에 위치한 5, 6, 7, 8번째의 성분 영상임을 보여준다.

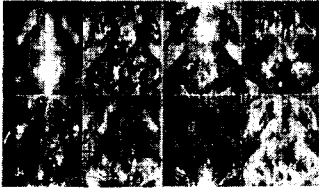


그림 11. 주성분 분석 영상

그림 11을 자세히 살펴보면 특히 아래쪽의 성분 영상에서 종양부분은 매우 유사한 특성을 가질 수 있음을 발견할 수 있다. 이를 이용하여 아래의 그림 12와 같이 종양과 유사한 변화를 가지는 부분들을 선택하여 그림 13과 같은 후보 영역 영상을 얻을 수 있다.

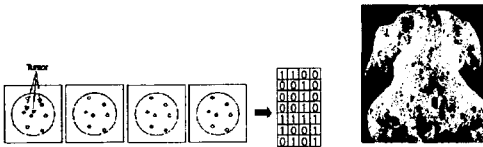


그림 12. 종양 특징과 4bit 데이터 배열

그림 13. 후보 영역 영상

#### IV. 시뮬레이션 결과 및 결론

형광영상과 반사영상으로부터 얻은 그림 8, 13은 정상을 종양으로, 또는 종양을 정상으로 판단하는 오인식 부분을 포함한다. 본 논문에서는 이러한 오인식 부분을 제거하기 위해, 알고리즘의 최종 단계에서 영상 융합을 통해 종양 특징 영역을 분류한다. 두 영상의 논리적 AND 연산을 통해 그림 14와 같은 영상을 얻는다. 그림 15는 융합한 결과영상에서 종양의 형태를 고려하여, 9×9 크기의 Median Filter를 적용하여 얻은 영상이다. 필터를 통해 잡음을 제거한 영상에는 크고 작은 종양들이 존재한다. 작은 종양의 확인을 용이하게 할 수 있도록 Morphology 확장 방법을 사용한 후 얻은 영상이 그림 16에 나타나 있다.



그림 14. 융합 영상      그림 15. 필터링영상      그림 16. 결과 영상

본 논문에서는 특성이 서로 다른 형광영상과 반사영상을 이용하여 각각의 종양 후보 영역을 구한 후 이 두 결과 영상을 융합하여 종양을 검출하는 알고리즘을

제안하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 알고리즘은 기존 알고리즘[4]보다 처리시간이 빠르고 인식의 정확성이 향상된 결과를 보여주었다.

#### 참고문헌

- [1] Chen, Y. R., "Classifying diseased poultry carcasses by visible and near-IR reflectance spectroscopy.," *Optics in Agriculture and forestry*, SPIE 1836: pp. 46-55, 1993.
- [2] Chen, Y. R., B. Park, R. W. Huffman, and M. Nguyen., "Classification of on-line poultry carcasses with backpropagation neural networks.," *J. Food. Proc. Eng.* 21: pp. 33-48, 1998.
- [3] Chao, K., Y. R. Chen, W. R. Hruschka, and F. B. Gwozdz., "On-line inspection of poultry carcasses by a dual-camera system.," *J. Food. Eng.* 51: pp. 185-192, 2002.
- [4] Intaek Kim, Moon S. Kim, Yud-Ren Chen, "Application of Hyperspectral Imaging for Detection of Skin Tumors on Chicken Carcasses.," 2002 ASAE Annual International Meeting / CIGR XVth World Congress, July 28-July 31, 2002.
- [5] Zhijiang Guo, Hongtao Zheng, Jinping Jiang, "A powerful modified genetic algorithm for multimodal function optimization.," *American Control Conference*, 2002. Proceedings of the 2002, Volume: 4, pp. 3168-3173, 2002.
- [6] J.P.Stitt, R.L.Tutwiler, and A.S.Lewis., "Fuzzy C-Means Image Segmentation of Side-Scan Sonar Images.," *Signal and Image Processing*, Proc. of the IASTED Int. Conf. August 2001.
- [7] Ahmed, M.N., Yamany, S.M., Mohamed, N., Farag, A.A., Moriarty, T., "A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data.," *Medical Imaging*, IEEE Transactions on, Volume: 21 Issue: 3, pp. 193-199, March 2002.
- [8] Tshuan Chen, Hsu, Y.J., Xiaoming Liu, Wende Zhang, "Principle component analysis and its variants for biometrics.," *Image Processing*, 2002. Proceedings. 2002 International Conference on, Volume: 1, pp. 61-64, 2002.