

# Fisher 선형 분리자를 사용한 컬러 평면에서의 효과적인 목표물 추출

남진우\*

인덕대학 컴퓨터 · 전자응용계열

## An effective object segmentation on the color plane using Fisher Linear Discriminant

Jin-Woo Nahm\*

Division of Computer &amp; Electronics Induk Institute of Technology

email: jwnahm@mail.induk.ac.kr

### 요 약

자동차 번호판의 이미지에서 번호의 추출이나, 식물 이미지에서 오염 또는 훼손부분의 추출 또는 방사성 폐기물이나 기타 독극물 보관함의 이미지에서 오염이나 산화에 의한 훼손부위 등과 같은 목표물 이미지 추출은 흑백 이미지에서 명암의 차이를 이용하는 것보다는 컬러 이미지에서 색상의 차이를 이용하는 것이 더 효율적일 때가 많으며, 특히 배경과 목표물의 명암차이가 크지 않은 경우에 효과적이다. 배경과 목표물이 갖는 색상의 차이를 이용하여 분리하기 위해서 적색(R), 녹색(G), 청색(B)의 RGB 평면 또는 순도(H), 포화도(S), 휘도(I)를 사용하는 HSI 컬러 평면 등이 많이 사용되며, 이 때 배경과 목표물의 색상의 히스토그램을 구해보면 보면 많은 경우 유사한 색 정보가 배경과 목표물에 공통으로 포함되어 분리에 어려움을 겪게 된다. 본 논문에서는 Fisher 선형 분리자(Fisher's linear discriminant)[1] 함수를 이용하여 3차원의 색상 특징 벡터를 1차원 직선에 투사하여 변환된 1차원 공간상에서 복잡성을 줄이고 효과적으로 분류할 수 있는 기법을 제안하였으며, 이를 도축된 식용 가금류의 영상에 적용하고, 변질된 부분이 포함되어 식용으로 사용할 수 없는 것들을 효과적으로 분류할 수 있음을 보였다.

### I. 서 론

이미지 상에서 목표물을 분리하는 경우, 주로 명암의 차이, 색상의 차이 또는 질감의 차이를 이용한다. 흑백 이미지의 경우에는 색상 정보가 없으므로 명암이나 질감의 차이를 이용하게 되며, 컬러 이미지의 경우에는 색상 정보를 이용하여 배경화면과 목표물 이미지상에 명도 차이가 크지 않은 경우에도 효율적으로 목표물을 분리할 수 있다. 이러한 색상 정보를 이용한 분리 및 추출의 예로서는 자동차 번호판 이미지에서의 번호 추출이나, 식물의 오염이나 훼손부분 추출 또는 방사성 폐기물이나 기타 독극물 보관함의 오염, 훼손부위등의 추출을 들 수 있다. 색상에 의한 분리 방법으로 가장 기본적인 것은 인간의 시각에 근거하여 배경색에 대하여 목표물의 색상이 다른 부분을 분리해 내는 방법이다. 이는 3원색인 적색(R), 녹색(G), 청색(B) 컬러 평면에서 배경과 목표물이 서로 다른 영역에 분포되어 있음을 이용한다. 예를 들어 청색 계통의 식물에 붉은색 계열의 오염 부분이 있을 때 배경은 (B)축상에, 목표물은 (R) 축상에 많이 분포되어

있음을 이용하여 분리할 수 있다. RGB외에 많이 이용하는 컬러 평면은 색순도(H), 포화도(S), 휘도(I) 성분으로 구성된 평면이다.

이들 컬러 평면에서 픽셀  $x$ 가 각 RGB, 또는 HSI 축상에서 독립적으로 목표물에 포함되는 픽셀일 확률이 각각  $P_R(x), P_G(x), P_B(x)$  또는  $P_H(x), P_S(x), P_I(x)$ 일 때, 픽셀  $x$ 가 목표물에 포함될 확률은 다음과 같이 각 축상에서의 확률의 선형 합으로 표시될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{RGB}(x) &= a_R P_R(x) + a_G P_G(x) + a_B P_B(x) \\ P_{HSI}(x) &= a_H P_H(x) + a_S P_S(x) + a_I P_I(x) \end{aligned} \quad (1)$$

이러한 경우의 문제로서 배경이 황색 계열이고, 목표물이 적색 계열인 경우, 황색에는 다량의 적색 성분이 포함되어 있으므로 RGB 평면의 (R)축상에서  $P_R(x)$ 이 뚜렷한 차이를 보이지 않으며, 가중치 벡터의 값을 결정하기 어려운 점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여  $P_I(x)$  값이 뚜렷한 차이를 갖는 공간을 구하여 이러한 특성을 갖는 다양한 컬러 공간으로 변환을 할 수 있다.

본 논문에서는 Fisher's discriminant를 이용하여 다차원의 컬러 벡터를 1차원 직선에 투사하여 차원의 복잡성을 줄이고 효과적으로 분류하는 방법을 제안한다.

## II. Fisher 선형 분리자

Fisher 선형 분리자는 다차원의 데이터를 1차원 직선상에 투사하여 1차원 공간상에서 분류를 수행하는 분류방법이다. 이때 각 클래스의 특징 벡터들의 평균 또는 중심(centroid)간의 거리는 최대화하고, 클래스 내에서의 분산은 최소화하는 방향으로 투사한다. 이와 같은 방법으로 두 클래스간의 분리가 향상될 수 있으며, 보다 효율적인 분류기준(Fisher criterion)을 찾을 수 있다. 신호처리 이론에서 이러한 분류 기준은 신호에 대한 간섭비(signal-to-interference ratio)로도 알려져 있으며, 이것을 최대화하는 것은 공분산 형태의 행렬의 역을 구하는 문제가 되며, 이는 신경망의 퍼셉트론(perceptron) 문제와 유사성을 갖는다.[3]

즉, Fisher 선형 분리자(Fisher's linear discriminant)는 클래스 내(intra-class)에서와 클래스간(inter-class)의 분산비를 최대로 만들어 특징벡터 공간(feature vector space)에서의 차원을 줄여주는 선형함수중의 하나이다. 예를 들어 배경과 목표물이 각각 주로 황색, 녹색 성분을 갖는 2개의 클래스만이 존재하고, 이 둘 2개의 클래스를 분리하는 경우에 있어,

$$\Gamma = \{\Gamma_1, \Gamma_2\} \quad (2)$$

Fisher 분리 함수(Fisher's discriminant function)를  $n$  차원 입력  $\mathbf{x}$ 에 대한 선형합(linear combination) 함수라 하고 다음과 같이 놓는다.

$$y = \mathbf{a}^T \mathbf{x} = \sum_{i=1}^n a_i x_i, \quad i=1, 2 \quad (3)$$

여기에서  $\mathbf{a}$ 는 가중치 벡터(weighting vector)로서  $\|\mathbf{a}\|=1$ 이며  $\mathbf{x}$ 는  $n$  차원 입력 벡터이고,  $y$ 는 Fisher 분리자의 변환 출력이다.

$m_i$ 가 클래스  $\Gamma_i$ 의 특징벡터 중심으로서 클래스  $\Gamma_i$ 에 속한 픽셀들의 평균값이라 가정하면, 변환 좌표계에서는 특징 벡터의 중심과 변환 픽셀 값의 분산지수(scatter parameter)는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \bar{m}_i &= \mathbf{a}^T m_i, \quad i=1, 2 \\ \tilde{s}_i^2 &= \sum_{k \in \Gamma_i} x_k - \bar{m}_i, \quad i=1, 2 \end{aligned} \quad (4)$$

클래스 내와 클래스간의 분산지수의 비는 다음의 식(5)와 같이 주어진다.

$$R = \frac{|\bar{m}_1 - \bar{m}_2|}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \quad (5)$$

여기에서  $S_W$ 와  $S_B$ 는 각각 클래스와 클래스 간의 분산행렬과 클래스 내에서의 분산 행렬이다.

$$\begin{aligned} S_W &= \sum_{i=1}^2 \sum_{\mathbf{x} \in \Gamma_i} (\mathbf{x} - m_i)(\mathbf{x} - m_i)^T \\ S_B &= (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \end{aligned} \quad (6)$$

분리 함수  $R$ 은 가중치 벡터의 함수로 표시할 수 있으며 이것은 일반화된 Rayleigh 지수(generalized Rayleigh quotient)로 표시할 수 있다.

$$R(\mathbf{a}) = \frac{\mathbf{a}^T S_B \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T S_W \mathbf{a}} \quad (7)$$

일반적으로 Rayleigh 지수는 식(8)과 같이 주어지며,

$$R(A, x) = \frac{x^* A x}{x^* x} \Rightarrow \frac{x^T A x}{x^T x}, \quad A = \text{real symmetric} \quad (8)$$

행렬  $A$ 가 Hermitian으로서, 실수이고 대칭이면(real symmetric) 실수의 고유치(real eigen value)를 가지며, Rayleigh 지수는  $x$ 가 고유벡터일 때 최소값을 가지며, 이것은 행렬  $A$ 의 고유치가 된다. ( $R(A, v_{\min}) = \lambda_{\min}$ )

결국 Rayleigh 지수는 고유 벡터 근사치로부터 고유치의 근사치를 얻기 위해 사용되며 반복 계산법을 통해 계산된다. 따라서 식 (7)에서의 문제는  $R$  값을 최대로 하는 가중치 벡터  $\mathbf{a}$ 를 구하는 것이며, 이는 일반화된 고유치 문제(eigen value problem)로 볼 수 있다.

가중치 벡터  $\mathbf{a}$ 는 Brosnan등에 의하여 다음과 같이 구할 수 있음이 알려져 있다.[2]

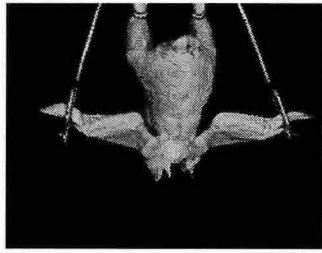
$$\mathbf{a} = S_W^{-1} (m_1 - m_2) \quad (9)$$

Fisher 변환은 실험 이미지로부터 정상부위의 픽셀 값들과 손상부위의 픽셀 값들을 추출한 후, 식 (5)를 최소화 하는 가중치 벡터  $\mathbf{a}$ 를 구하는 방법으로 이루어지며, 각 실험 이미지의 R, G, B 픽셀에 대해 변환되어 해당 픽셀에 대한 스칼라 값이 계산되고 1차원 직선상에 투사된다.

## III. 실험 결과 및 검토

본 모의 실험에서는 448×354 크기의 24-bit 계육(鷄肉) 컬러 영상을 사용하였다. 그림 3에 (a) 정상적인 경우의 계육영상과 (b) 쓸개즙이 새어나와 손상을 입은 경우 및 (c) 표피가 찢어진 경우의 예를 표시하였다. 이와 같은

계육 영상을 사용하여 R, G, B 상에서의 분리도와 Fisher 평면에서의 분리를 비교한다.



(a) 정상적인 경우의 영상



(b) 쓸개즙 누출의 경우(gull stain)



(c) 표피가 손상된 경우(skin tear)

그림 1. 계육 실험 영상의 예

손상을 입은 영상으로부터 R, G, B 성분의 히스토그램을 구해보면 쓸개즙이 누출된 경우의 녹색 컬러 평면에서 정상적인 부분의 색 성분 분포와 가장 많은 차이를 보이고 있다.

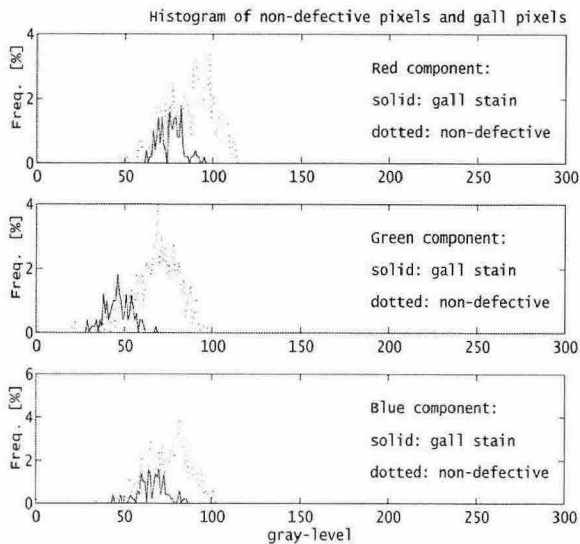


그림 2. RGB 색 성분의 히스토그램

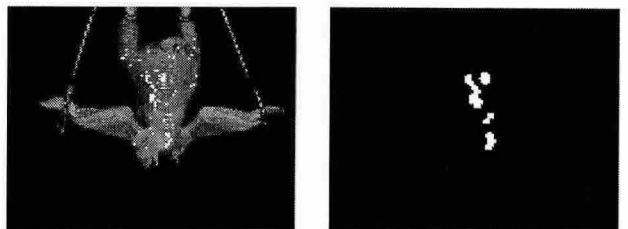
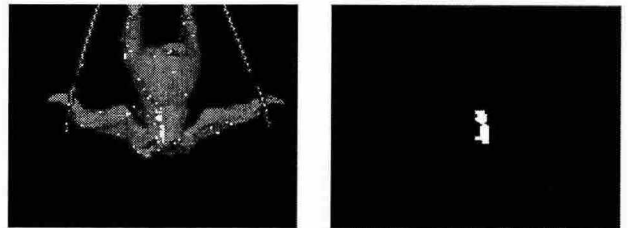
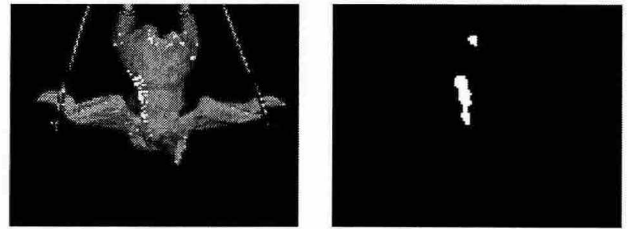
현재 분류 대상의 픽셀이 쓸개즙 손상에 속할 확률을 R, G, B 평면상에서 구하면 위의 식 (1)에서 설명한바와 같이 이 픽셀이 목표물에 속할 확률을 다음과 같은 식으로 계산할 수 있다.

$$P_{RGB}(x) = a_R P_R(x) + a_G P_G(x) + a_B P_B(x)$$

여기에서  $P_R(x), P_G(x), P_B(x)$ 는 각 R, G, B 평면상에서 현재의 픽셀이 손상 부위에 속할 확률이며,  $a_R, a_G, a_B$ 는 가중치로서 여기에서는 각 평면에서의 쓸개즙 손상 픽셀의 평균 크기의 차이에 대한 비율을 사용하였다. 평균 크기의 차이 ( $d_i, i=R, G, B$ )는 각 R,G,B 평면상에서 각각 11.2155, 21.10, 8.5625 이었으며 이로서 가중치는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$a_i = \frac{d_i}{\sum_{j \in R,G,B} d_j}, \quad i = R, G, B \quad (10)$$

이로서 계산된 가중치의 값은 각각  $a_R=0.2729, a_G=0.5173, a_B=0.2099$  이며  $\sum_{i \in R,G,B} a_i = 1$  이다.



(a) 손상부위 검출영상 (b) 후처리 후의 검출부위

그림 3. 손상부위 검출의 예

이러한 방법으로 구한 경우 정확히 손상부위를 검출하기 어려우며 많은 오차를 포함하고 있음을 볼 수 있다.

다음은 이를 Fisher discriminant에 의해 변환하여 픽셀 값을 표시한 경우이다.

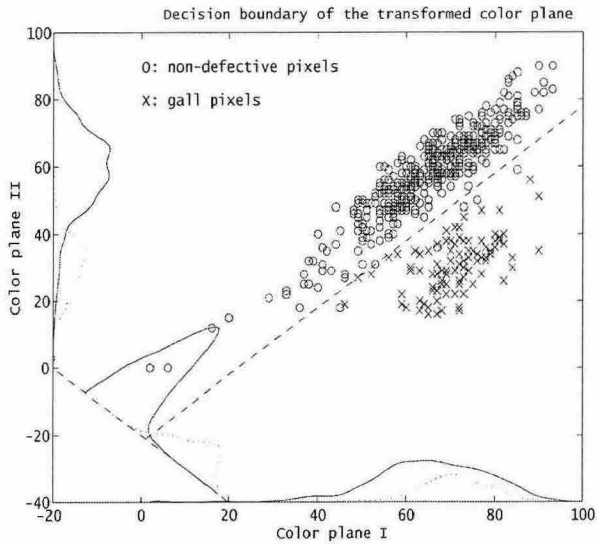
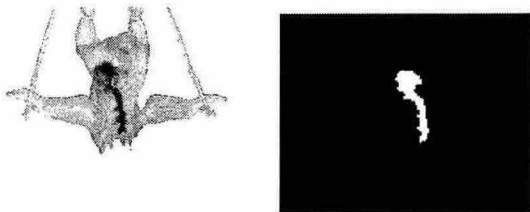


그림 4. Fisher's discriminant에 의한 컬러 평면의 변환

원 영상의 컬러 평면상에서 정상부위와 손상부위의 픽셀 값이 많이 겹쳐 있는 반면, 변환된 공간에서는 비교적 차이가 뚜렷함을 알 수 있다. 따라서 변환된 공간에서 임계치를 설정하기 용이해 진다. 다음 그림은 변환된 값을 이용하여 손상부위를 검출한 예로서 그림 3에 비해 손상부위의 검출의 정확도가 향상된 것을 볼 수 있다.



(a) 손상 검출 영상      (b) 검출 부위

그림 5. Fisher's discriminant에 의해 손상부위를 검출한 영상

Fisher discriminant에 의해 두 클래스간의 경계가 명백하게 나타나는 경우에는 RGB 평면상에서 직접 손상부위를 검출하는 방법에 비해 큰 효과를 볼 수 있으나, 정상부위와 손상부위의 색상 정보가 많이 겹치는 경우에는 역시 검출 오류가 증가하게 된다. Fisher discriminant를 사용한 경우에도  $P_{Fisher}(x)$  값을 계산하여 미리 지정된 임계치보다 크면 손상부위로 간주되며, 임계치는 검출 확률을 최대로 하고, 오류를 최소로 하는 방향으로 선택된다. 실제의 경우에 있어 표피의 손상이나, 쓸개즙 누출 등으로 손상되어 상품가치가 없는 계육을 자동으로 검출하는 경우에는 특정한 크기 (예 32x32)의 이동 구간 이미지에서 50%이상이 손상부위로 판명되는 부분이 발생하면

상품화할 수 없는 것으로 간주하고 폐기하는 것으로 하면 된다.

#### IV. 결론

명암대비, 선명도 등이 부족한 영상에서 목표물을 분리하거나 경계선을 추출하는 경우에 많은 어려움이 있으며, 원 영상의 컬러 이미지가 사용 가능한 경우에는 spatial domain에서 명암 값의 변화 대신 컬러 평면상에서 색상 정보를 이용하여 배경과 목표물을 분리하는 것이 효과적인 경우가 많다. 그러나 컬러 평면상에서도 배경과 목표물이 유사한 색상 정보를 포함하고 있는 경우 이를 분리하기에 역시 어려운 점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 다른 여러 가지 다양한 컬러 평면으로 변환하는 기법이 소개되고 있으며, 본 논문에서는 Fisher's discriminant를 이용하여, 차원이 원 영상보다 작은 컬러 평면으로 축소하여 변환하고, 이를 식용 계육 영상에 적용하여 쓸개즙 누출로 인한 손상을 자동으로 검출하는 경우 R,G,B 평면상에서 직접 손상부위를 검출하는 것보다 Fisher discriminant에 의해 변환된 공간에서 검출하는 것이 더 효과적임을 보였다. 이러한 기법은 독극물 저장용기의 변질, 손상 부위를 검출하는 분야에도 효과적으로 적용할 수 있으리라 생각된다.

#### 참고 문헌

[1] Gen Cowan, "Statistical Data Analysis," Clarendon Press, Oxford, 1998  
 [2] Timothy M. Brosnan, Wayne Daley, and Mark J. T. Smith, "Adaptation of Algorithms for Defect Detection in Food Processing", Optics in Agriculture, Forestry, and Biological Processing II, part of SPIE's Photonics East '96 Symposium, 1996.  
 [3] W. Zheng, L. Zhao, and C. Zou. A modified algorithm for generalized discriminant analysis. Neural Computation, 16(6):1283-1297, 2004.  
 [4] S.A. Billings and K.L. Lee. Nonlinear Fisher discriminant analysis using a minimum squared error cost function and the orthogonal least squares algorithm. Neural Networks, 15(2):263-270, 2002.  
 [5] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Scholkopf, and K. Muller, "Fisher Discriminant Analysis with Kernels," Neural Networks for Signal Processing, vol. 9, pp. 41-48, 1999.  
 [6] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Scholkopf and K. R. Muller. Fisher Discriminant Analysis with Kernels. Proceedings of IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop 1999, pp. 8, 1999.