

서포트 벡터 머신을 이용한 자연 영상 통계 기반 저작물 식별 알고리즘

송혜원*, 김도영*, 이상훈^o

A Natural Scene Statistics Based Publication Classification Algorithm Using Support Vector Machine

Hyewon Song*, Doyoung Kim*, Sanghoon Lee^o

요약

현재 도서, 만화 등의 디지털 저작물의 시장의 규모는 나날이 커져가고 있지만, 불법으로 디지털 이미지 형태로 유통되는 상황이 빈번히 발생하고 있다. 저작물에 대한 저작권 보호가 시급한 상황이지만, 국내외에 저작권 보호를 위한 기술은 미비하다. 디지털 이미지 형태로 유통되고 있는 여러 종류의 저작물들을 분류하고, 저작물의 종류에 맞게 저작물 식별 알고리즘을 적용한다면 저작권 위반 행위를 적발할 수 있다. 본 논문에서는 저작물 중 디지털 이미지의 형태로 불법 유통되는 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진 등 4가지 저작물을 분류할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 자연 영상에서 왜곡된 정도를 판단하는 기법인 NSS를 활용하여 각 디지털 저작물의 히스토그램을 추출하였다. 추출한 히스토그램을 입력으로 받는 SVM을 학습하여 디지털 저작물을 분류하였다. 본 논문에서 제안하는 저작물 식별 알고리즘을 통해 디지털 이미지 형태로 불법 유통되는 저작물들을 보다 쉽게 식별할 수 있어 저작권 보호에 도움이 될 것이다.

Key Words : Publication Classification, Natural Scene Statistics, Support Vector Machine, Histogram-based Classification, Machine learning

ABSTRACT

Currently, the market of digital contents such as e-books, cartoons and webtoons is growing up, but the copyrights infringement are serious issue due to their distribution through illegal ways. However, the technologies for copyright protection are not developed enough. Therefore, in this paper, we propose the NSS-based publication classification method for copyright protection. Using histogram calculated by NSS, we propose classification method for digital contents using SVM. The proposed algorithm will be useful for copyright protection because it lets us distinguish illegal distributed digital contents more easily.

I. 서론

최근 스마트 기기 사용이 일반화됨에 따라 스마트

기기로 접할 수 있는 저작물의 시장은 점점 증가하고 있다. 많은 양의 다양한 저작물들을 한 기기에 간편하게 휴대할 수 있다는 점이 가장 큰 장점이다. 국제 전

※ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국저작권위원회의 2016년도 저작권기술개발사업의 연구결과로 수행되었음.

♦ First Author : Yonsei University, Department of Electrical and Electronic Engineering, shw3164@yonsei.ac.kr, 학생회원

o Corresponding Author : Yonsei University, Department of Electrical and Electronic Engineering, slee@yonsei.ac.kr, 종신회원

* Yonsei University, Department of Electrical and Electronic Engineering, tnyffx@yonsei.ac.kr

논문번호 : KICS2016-12-410, Received December 29, 2016; Revised March 28, 2017; Accepted April 26, 2017

자 저작물 시장 규모는 2015년 기준 174억 달러에 육박하며, 저작물 시장 내 전자 저작물 점유율은 2015년 기준 15%에서 2020년에는 25%로 증가할 전망이다.^[1]

하지만 커져가는 디지털 저작물 시장 규모와는 달리, 전자 저작물에 대한 저작권 보호 기술의 발달은 더디다. 주민등록번호, 지문 등 여러 가지 인증 정보를 이용한 디지털 저작물의 저작권 보호시스템^[2]이 존재하지만, 해당 보호시스템은 디지털 저작물을 열람하는 프로그램 내에서 실행된다. 웹툰의 경우 이러한 보호 시스템이 전무하고, 이미 불법적으로 유출된 저작물들에 대해서는 적용하기 어렵기 때문에 새로운 저작권 보호 시스템이 필요하다. 각 종류에 대한 저작물들의 식별 알고리즘을 적용하기 위해서는 도서, 만화 등의 저작물들의 디지털 이미지와 일반 사진, 웹툰과의 분류를 통해 디지털 이미지의 정보를 파악하는 작업이 필수적이다. 각 종류에 알맞은 식별 알고리즘을 적용함으로써 정확하게 저작권 식별을 해낼 수 있다.

이미지 분류의 가장 기초적인 방법으로는 이미지에서 SIFT^[3](Scale-Invariant Feature Transform), SURF^[4](Speeded Up Robust Features) 등과 같은 여러 알고리즘을 이용하여 Edge, Corner, Color, Texture, Geometry 등의 이미지를 나타낼 수 있는 특징을 추출하고^[5,6] 추출한 특징들을 이용하여 SVM, CNN, Deep Learning 등^[7-9]의 방법을 이용하여 해당 이미지에 대한 카테고리를 분류하는 방법이다.

하지만 디지털 이미지를 분류함에 있어서 위와 같은 기본적인 틀은 유지할 수 있지만 이미지에서 SIFT, SURF 같은 특징점 추출 알고리즘을 이용하여 학습을 시키는 것은 디지털 저작물 분류 알고리즘에 알맞지 않다. 분류를 하는데 있어서 각 종류마다의 고유한 특징을 나타낼 수 있는 특징을 찾는 것이 중요하기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 디지털 이미지에서의 공간적 정보를 이용하여 각 출판물에 대한 특징을 찾고, 해당 특징들을 SVM의 입력으로 사용하여 출판물을 분류하는 알고리즘을 구현하였다. 구현한 알고리즘은 크게 두 가지로 요약할 수 있다.

- 각 디지털 저작물로부터 기존에 화질 평가(Quality Assessment)를 위해 사용된 NSS를 활용하여 히스토그램을 획득한다.
- 각 저작물의 특징이 반영된 히스토그램을 입력으로 하는 SVM 모델을 학습하여 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진 4가지 종류로 저작물을 분류하는 알고리즘을 설계한다.

II. 디지털 저작물 분류 시스템

2.1 제안하는 전체 프레임 워크

본 논문에서 제안하는 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 디지털 저작물 분류 시스템은 그

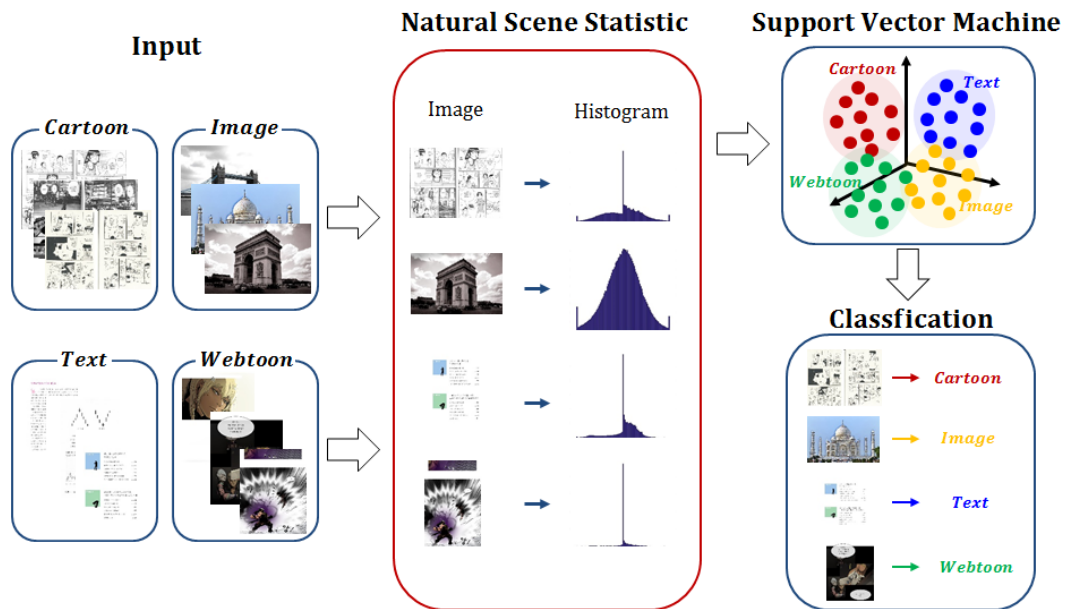


그림 1. 제안하는 전체 프레임 워크
Fig. 1. Overall framework

림 1과 같이 구성되어 있다. NSS(Natural Scene Statistics) 단계에서는 디지털 저작물 분류를 위해 사용될 각 디지털 저작물의 특징을 반영하는 히스토그램을 구한다. 도서(Text), 만화(Cartoon), 웹툰(Webtoon), 일반 사진(Image),의 디지털 이미지를 RGB 색상이 아닌 Grayscale로 변환하여 NSS의 입력으로 사용한다. 기존의 NSS를 이용하여 각 디지털 이미지에 대한 히스토그램을 얻을 수 있는데, 입력 이미지들은 제각각 크기가 다르기 때문에 입력 이미지 전체에 대해 NSS를 적용하여 얻은 히스토그램을 normalization하는 과정이 필요하다. Normalization은 각 bin에서의 히스토그램 값을 전체 히스토그램 개수로 나누어 히스토그램 값을 0~1 사이의 값으로 만들어주는 과정을 의미한다. 하지만, normalization 과정을 거치면 각 bin에서의 값의 차이가 작아져 각 bin에서의 히스토그램 값을 입력 벡터로 사용한다면 각 저작물 종류의 벡터들의 분포가 넓지 않아 분류하기에 적절하지 않다. 따라서 우리는 NSS를 통해 얻은 히스토그램의 값을 이용하는 대신 히스토그램의 모양을 비교하여 각 출판물들을 분류를 하였다. 각 출판물의 종류별로 비교 조건을 동일하게 하기 위해 히스토그램 bin과 범위를 고정하고, 히스토그램 값 손실이 없게 하기 위해 범위를 넘어선 값들은 범위 내의 가장 큰 값으로 변경하였다.

SVM 단계에서는 NSS 단계에서 구한 $N \times N$ 크기의 히스토그램 이미지를 $1 \times N^2$ 의 크기를 가진 벡터로 변환하고 해당 벡터들을 입력 값으로 하여 출판물 분류를 위한 SVM을 학습한다. 학습한 SVM 모델에 테스트 히스토그램 이미지를 입력 값으로 넣어 해당 이미지에 대한 라벨을 얻을 수 있다.

2.2 NSS(Natural Scene Statistics) : SVM 데이터베이스 생성

2.2.1 기본 개념

NSS^[10]는 일반적으로 화질 평가에 이용되는 방법 중 하나이다. NSS를 통해 얻은 히스토그램을 분석하여 해당 이미지가 왜곡되었는지 아닌지를 평가할 수 있는 기준을 제시한다.

$$\hat{I}(i,j) = \frac{I(i,j) - \mu(i,j)}{\sigma(i,j) + 1}, \quad (1)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, M\}, j \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\mu(i,j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (2)$$

$$\sigma(i,j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i,j)]^2} \quad (3)$$

식 (1)은 $M \times N$ 크기의 입력 이미지 $I(i,j)$ 를 식 (2)에서 구한 평균 $\mu(i,j)$ 을 빼고 식 (3)에서 구한 표준 편차 $\sigma(i,j)$ 값으로 나누어 normalization한 결과 이미지 $\hat{I}(i,j)$ 를 얻는 과정이다. 식 (2)와 식 (3)에서 정의한 $\mu(i,j)$ 와 $\sigma(i,j)$ 는 각 픽셀에서의 평균과 표준 편차를 의미한다. $\mu(i,j)$ 는 $2K \times 2L$ 크기의 가우시안 가중 함수를 $I(i,j)$ 에 적용했을 때 얻은 결과의 픽셀 값들의 평균을 의미하고, $\sigma(i,j)$ 은 그 때의 표준 편차를 의미한다. 입력 이미지 $I(i,j)$ 에 가우시안 가중 함수를 적용하여 얻은 결과를 이용하여 normalization한 결과인 $\hat{I}(i,j)$ 를 이용하여 히스토그램을 얻을 수 있다.

일반적으로 입력 이미지 $I(i,j)$ 의 화질 평가를 위해서 입력 이미지 $I(i,j)$ 의 일부 $P \times P$ 크기의 패치에 대해서만 NSS를 적용하여 그들의 평균치를 이용하여 히스토그램을 구하여 입력 이미지 $I(i,j)$ 의 왜곡 유무를 판단하지만, 우리는 입력 이미지를 한 패치로 보고 NSS를 적용하였다. 입력 이미지에서 일부 패치만 적용할 경우, 만화나 웹툰의 경우 그림이 있는 부분은 히스토그램 모양이 같게 나올 확률이 높아 입력 이미지에 대한 특징을 제대로 파악할 수 없다. 따라서 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진의 전체적인 특징을 알기 위해 입력 이미지 전체를 NSS에 적용하였다.

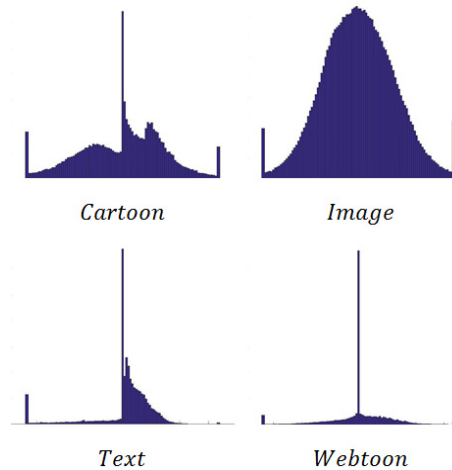


그림 2. 종류에 따른 히스토그램 모양
Fig. 2. The structure of SVM input vectors

식 (1)을 통해 우리는 각 이미지마다 히스토그램을 구할 수 있는데, 풍경, 인물 이미지 등의 자연 영상일 경우 이미지에 왜곡이 없거나 적을 때에는 히스토그램이 가우시안 모양을 가지게 된다. 하지만, 자연 영상이 아닐 경우, 히스토그램은 가우시안 모양이 아닌 다른 모양을 띄게 된다.

저작물들이 자연 영상이 아니고, 각 저작물마다 NSS에 의한 특징이 다르게 나타나는 점을 활용하여 디지털 저작물을 분류하였다. 실제로 각 출판물의 이미지들로 NSS 실험을 한 결과 그림 2와 같이 각 출판물마다 히스토그램의 모양이 다름을 확인할 수 있었다.

2.2.2 NSS를 이용한 히스토그램 생성 및 SVM 입력 벡터 생성

SVM의 입력으로 들어가는 벡터는 그림 3처럼 $1 \times N^2$ 차원의 벡터이다. 2.2.1에서 설명한 NSS를 통해 얻은 이미지 $\hat{I}(i,j)$ 를 설정한 bin에 맞춰 히스토그램을 만든다. 크기가 663×528 인 히스토그램 이미지를 구한 후, 히스토그램 이미지를 $N \times N$ 의 크기로 크기를 조정한다. 그 후, $N \times N$ 크기의 히스토그램 이미지의 픽셀 값을 일렬로 나열하여 $1 \times N^2$ 크기의 벡터로 변형시킨다. 또한, 히스토그램 모양을 입력 벡터로 넣어야했기 때문에 그림 3과 같이 grayscale로 변환시킨 크기를 조정한 히스토그램 이미지를 1차원의 벡터로 변형하였다. Normalize한 각 bin에서의 히스토그램의 값을 입력 벡터로 넣을 수 있지만, 그 방법은 분류 정확도가 높지 않았다. 각 저작물의 이미지마다 크기가 달라 동등한 비교를 위해 NSS를 이용하여 구한 히스토그램의 값을 normalize하여 입력 벡터로 이용하였는데, 입력 벡터의 값들의 차이가 미비하여 각 저작물들이 잘 구별되지 않았다.

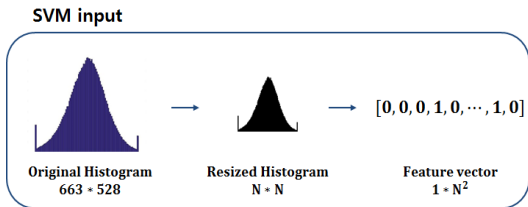


그림 3. SVM 입력 벡터 구조
Fig. 3. The structure of SVM input vectors

2.3 SVM(Support Vector Machine) : 분류를 위한 구조 설계

SVM^[11]이란 기계 학습의 분야 중 패턴 인식, 자료 분석을 위한 지도 학습 데이터를 분류할 때 사용된다.

$$y(x) = \text{sign} \left[\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \psi(x, x_k) + b \right] \quad (4)$$

식 (4)에서 $\{x_k, y_k\}$ 은 학습 데이터(Training data)를 의미한다. x_k 는 학습시킬 데이터의 정보를 의미한다. 제한하는 출판물 분류 알고리즘에서는 2.2.2에서 구했던 히스토그램 이미지를 일렬로 나열한 $1 \times N^2$ 크기의 벡터를 의미하고, y_k 는 x_k 의 카테고리를 의미한다. 우리가 분류하고자 하는 출판물의 종류인 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진이 이에 해당한다. 또한, $\psi(x, x_k)$ 는 카테고리를 분류하기 위한 커널을 의미하며, 선형 커널(Linear kernel), 다항 커널(Polynomial Kernel), 방사형 커널(Radial Basis Function)등 사용자가 데이터에 맞는 커널을 지정해줄 수 있다. 본 논문에서 출판물 분류 실험을 위해 선형 커널을 사용하였다.

SVM을 이용하여 시험 데이터에 대한 카테고리를 측정하는 방법은 다음과 같다. Platt의 방법^[12]을 이용하여 적절한 사후 확률(Posterior probability)을 구한 후, 입력으로 받은 시험 데이터에 대해 가장 큰 사후 확률을 가진 카테고리를 구하여 시험 데이터에 대한 예측 카테고리로 지정한다.

III. 실험 결과

3.1 실험 환경

본 논문에서는 그림 4와 같이 직접 스캔한 도서, 만화와 웹툰, 그리고 일반 사진을 이용한다. 디지털 이미지 상태에 따라 종류마다의 히스토그램의 패턴이 달라져서, 그림 4와 같이 깨끗하게 스캔된 경우에 한해서만 데이터베이스를 구성하였다.

고정시킨 실험 환경은 표 1과 같다. 모든 저작물 종류의 디지털 이미지를 동일한 조건으로 비교하기 위해 NSS를 통해 얻은 히스토그램은 bin은 100, 범위를 -2~2로 고정하였다. 값이 -2보다 작거나 2보다 큰 경우에는 -2 혹은 2로 값을 변경하여 그 역시 저작물

표 1. 실험 환경
Table 1. The setup for experiment

Histogram bin	100
The range of Histogram	[-2,2]
The number of training images	2000 images per type
The number of testing images	500 images per type
SVM kernel	Linear Kernel



그림 4. 실험에 사용된 이미지
Fig. 4. The images used for experiment

종류의 특징으로 사용하였다. 히스토그램 bin을 100으로 한 이유는 그림 5에서와 같이 bin의 수를 늘렸을 때 각 종류마다 구별되는 특징이 없어지는 경우도 있었고, 값들이 세세하게 나뉘어져 입력 벡터의 값이 복잡하게 되어 오히려 분류 정확도를 낮추었다. 또한, bin의 범위를 -2~2로 지정한 이유는 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진 모두 NSS를 적용했을 때 값들이 -2~2 사이에 있기 때문이다. 넓게 퍼지는 히스토그램일수록 양 옆으로 쌓이는 개수가 많지므로 위와 같은 방법을 사용하면 저작물의 특징으로 사용할 수 있다. SVM을 설계할 때에는 학습 데이터는 각 종류당 2000개씩 8000개, 시험 데이터는 각 종류당 500개씩 2000

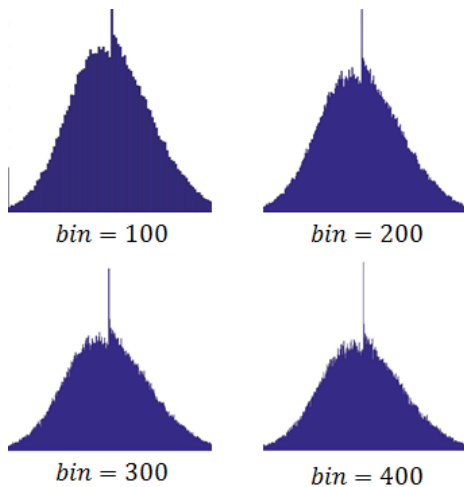


그림 5. bin에 따른 히스토그램
Fig. 5. The histogram depending on the number of bin

개를 사용하고, 선형 커널을 이용하였다.

디지털 저작물에 대한 분류 정확도는 SVM의 입력 이미지의 크기, NSS 모델에서 쓰이는 가우시안 함수의 분산 값, 그리고 SVM을 학습시킬 때의 반복횟수 등 크게 3가지의 파라미터에 변화를 주어 분류 정확도의 변화를 측정하였다. 각 분석에서 나타난 정확도는 식 (5)와 같이 제대로 분류된 이미지의 수를 테스트에 쓰인 총 이미지의 수로 나누어 계산하였다.

$$Accuracy = \frac{\text{제대로 분류된 이미지 수}}{\text{Test에 쓰인 이미지 수}(500\text{개})} \quad (5)$$

3.2 SVM 입력 이미지 크기에 따른 정확도 분석

각 종류의 디지털 저작물의 이미지의 크기가 각각 다르므로 SVM의 입력으로 사용하기 위해 모든 디지털 저작물의 이미지의 크기를 같게 맞춰야 한다. 따라서, SVM의 입력 이미지의 크기에 따른 정확도를 분석하여 적당한 이미지의 크기를 알아보려고 하였다.

SVM 입력 이미지의 크기는 50×50에서부터 150×150까지 총 3개의 크기로 나누어 실험을 진행하였다. 히스토그램을 구하기 위해 쓰이는 각각의 가우시안 함수의 분산에 따른 입력 이미지 크기가 SVM 학습에 미친 효과를 알아보려고 한다.

표 2는 SVM 입력 이미지 크기에 따른 4종류의 디지털 저작물의 평균 분류 정확도를 표로 나타낸 것이다. 가우시안 함수의 분산 값에 따라 조금씩 차이는 있지만, 대체적으로 이미지 크기가 커질수록 평균 분류 정확도가 증가함을 확인할 수 있다. 가우시안 함수의 분산 값이 4인 경우, 4종류의 평균 분류 정확도가 0.7275에서 0.935로 큰 폭으로 증가하였다. 이는 SVM의 입력 특징 벡터의 차원이 증가함에 따라 디지털 저작물의 평균 분류 정확도가 증가한다고 해석할 수 있다. 하지만, 150×150 이상의 사이즈로 입력을 넣었을 때는 증가하는 정도가 0.01~0.05로 미비하여 적절한 SVM 입력 이미지 크기를 150*150으로 정하고 나머지 두 실험을 진행하였다.

표 2. SVM 입력 이미지 크기에 따른 정확도
Table 2. The accuracy depending on the size of resized image

Size \ Sigma	50×50	100×100	150×150
1	0.8175	0.8675	0.8725
2	0.74	0.8875	0.89
3	0.8075	0.865	0.8675
4	0.7275	0.905	0.935

3.3 SVM 학습 반복 횟수에 따른 정확도 분석

SVM은 같은 입력, 같은 구조를 가진다고 해도 학습을 반복하는 횟수에 따라 결과가 크게 달라진다. 충분한 학습을 못한 경우, 테스트 뿐만 아니라 트레이닝에서도 성능이 잘 안 나올 수 있다. 반대로, 트레이닝에서는 성능이 잘 나오지만 테스트에서는 성능이 잘 안 나오는 경우도 있다. 트레이닝과 테스트의 분류 정확도를 비교한 결과, 트레이닝에서는 성능이 잘 나오지만 테스트에서는 성능이 안 나오는 경우는 없다고 판단하고, 학습을 반복하는 횟수에 따른 결과만 분석하였다. 앞서 언급했듯이 이미지 크기를 150×150으로 고정하고, SVM 학습 반복 횟수에 따른 4종류의 디지털 저작물의 평균 분류 정확도를 확인해보고자 한다.

그림 6은 SVM 학습 반복 횟수에 따른 4종류의 시험 데이터의 평균 분류 정확도를 가우시안 함수의 분산 값에 따라 그래프로 나타낸 것이다. 분산 값에 따라 평균 분류 정확도에 차이는 있지만, 대체적으로 학습 반복 횟수가 증가할수록 평균 분류 정확도가 증가함을 확인할 수 있다. 그림 7에서 나타낸 학습 데이터의 평균 분류 정확도 또한 그림 6과 비슷하게 반복 횟

수가 증가할수록 평균 분류 정확도가 증가함을 보였다. 반복 횟수가 1000에서 2000으로 증가할 경우, 평균 분류 정확도가 크게 증가하지만 그 이후로는 평균 분류 정확도가 크게 변화하지 않았다. 이는 학습 반복 횟수가 일정 이상이면 카테고리를 나누는 기준이 되는 SVM의 초평면들이 거의 고정되어 변화가 없음을 나타낸다.

3.4 저작물 종류에 따른 정확도 분석

우리는 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진 등 4종류의 디지털 이미지를 분류하고자 하였다. 각 종류마다 가지고 있는 특징을 이용하여 분류를 하였는데, 같은 조건이라도 저작물 종류에 따라 정확도가 다를 수 있었다. 표 3은 SVM 입력 이미지 크기가 150×150일 때의 분산 값에 따른 각 종류의 분류 정확도를 나타낸 표이다. 웹툰과 일반 사진은 분산 값에 따른 분류 정확도가 큰 차이가 없음을 알 수 있지만, 도서와 만화 같은 경우 분류 정확도가 큰 차이가 있음을 알 수 있었다. 웹툰과 일반 사진의 경우 원본이 디지털 이미지이지만, 도서와 만화의 경우 출판된 책을 스캔한 디지털 이미지인 경우도 있어 NSS를 이용하여 얻은 히스

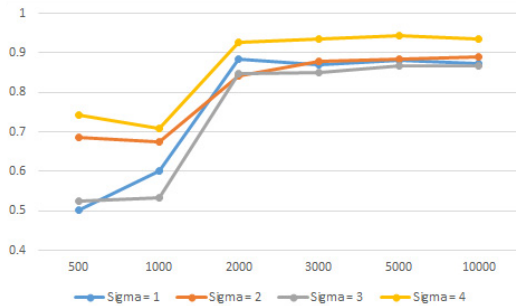


그림 6. 학습 반복 횟수에 따른 시험 데이터 정확도
Fig. 6. The accuracy of testing data depending on iteration

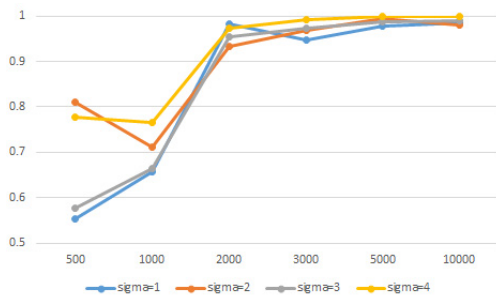


그림 7. 학습 반복 횟수에 따른 학습 데이터 정확도
Fig. 7. The accuracy of training data depending on iteration

표 3. 저작물 종류에 따른 정확도
Table 3. The accuracy depending on the type of contents

Type \ Sigma	Text	Cartoon	Webtoon	Image
1	0.78	0.81	0.93	0.97
2	0.82	0.85	0.93	0.96
3	0.74	0.85	0.92	0.96
4	0.95	0.91	0.92	0.96

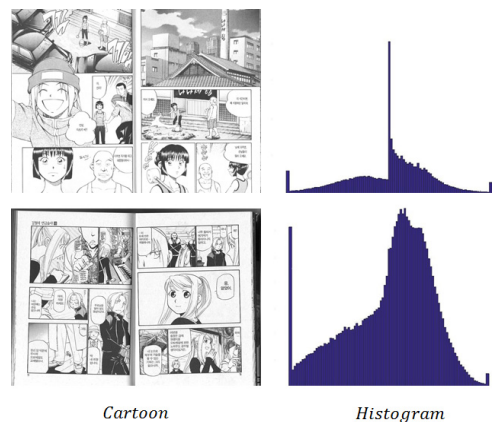


그림 8. 스캔 상태에 따른 도서 히스토그램
Fig. 8. The histogram of text depending on scan status

토그램을 보면 그림 8과 같이 다르게 나타나 저작물 종류에 따른 한 특정 히스토그램 형태를 정의할 수 없었다. 따라서, 위와 같은 이유로 웹툰과 일반 사진에 비해 도서와 만화의 분류 정확도가 낮음을 알 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 NSS를 이용한 디지털 저작물 분류 시스템을 제안하였다. NSS를 이용하여 도서, 만화, 웹툰, 일반 사진에서 $N \times N$ 크기의 히스토그램 이미지를 구하고, $1 \times N^2$ 크기로 변형한 벡터를 이용하여 SVM을 학습시킨다. 히스토그램을 구할 때 조정된 이미지의 크기와 SVM 학습 반복 횟수 그리고 저작물 종류에 따른 SVM 테스트 결과를 토대로 디지털 저작물 분류를 위한 시스템을 설계하였다. 디지털 저작물 분류를 위해 입력으로 사용되는 이미지의 크기는 150×150 이상이어야 되며, SVM을 제대로 학습시키기 위해서는 트레이닝 과정을 2000번 이상 반복해야 한다.

각 디지털 저작물 종류별로 90% 이상의 분류 정확도를 나타내어 저작물 분류 기술로서의 가능성을 보여줬지만 제한적인 실험 환경에서 실험한 것이므로 더욱 많은 수의 다양한 데이터에 대한 실험이 필요하다. 도서나 만화의 경우 스캔 상태, 작가의 그림체 등에 따라 히스토그램의 패턴이 매우 달라지므로, 다양한 상태의 디지털 저작물을 학습 데이터로 사용되어야 할 것이다.

References

[1] Y. Ryu, *Global e-book market status and prospects*(2015), Retrieved Aug. 12, 2015, from <http://www.slideshare.net/pageraum2/201508-51546993>

[2] S. J. Jang, "Design of the copyright protection for ePub e-Book system using certification information," *JKIICE*, vol. 19, no. 9, pp. 2197-2204, Sept. 2015.

[3] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Int. J. Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, Nov. 2004.

[4] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Speeded-up robust features (SURF)," *Computer vision and image understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, Jun. 2008.

[5] J. S. Song, S. J. Hur, Y. W. Park, and J. H. Choi, "User positioning method based on image similarity comparison using single camera," *J. KICS*, vol. 40, no. 8, pp. 1655-1666, Aug. 2015.

[6] H. J. Jung and J. S. Yoo, "Feature matching algorithm robust to viewpoint change," *J. KICS*, vol. 40, no. 12, pp. 2363-2371, Dec. 2015.

[7] W. J. Han and K. A. Sohn, "Image classification approach for improving CBIR system performance," *J. KICS*, vol. 41, no. 7, pp. 816-822, Jun. 2016.

[8] D. Ciregan, M. Ueli, and S. Jürgen, "Multi-column deep neural networks for image classification," *CVPR*, pp. 3642-3649, Rhode island, USA, Jun. 2012.

[9] S. G. Kim and B. G. Kang, "An implementation of pattern recognition algorithm for fast paper currency counting," *J. KICS*, vol. 39B, no. 7, pp. 459-466, Jun. 2014.

[10] M. Anish, S. Rajiv, and A. C. Bovik, "Making a "completely blind" image quality analyzer," *IEEE Sign. Process. Lett.*, vol. 20, no. 3, pp. 209-212, Mar. 2013.

[11] J. A. K. Suykens and J. Vandewalle, "Least squares support vector machine classifiers," *Neural Process. Lett*, vol. 9, no. 3, pp. 293-300, Jun. 1999.

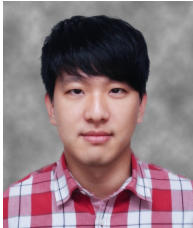
[12] P. John, "Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods," *Advances in Large Margin Classifiers*, vol. 10, no. 3, pp. 61-74, Mar. 1999.

송혜원 (Hyewon Song)



2015년 2월 : 홍익대학교 전자
전기공학과 졸업
2015년 9월~현재 : 연세대학교
전기전자공학과 석박사통합
과정
<관심분야> 영상 처리

김도영 (Doyoung Kim)



2014년 2월 : 연세대학교 전기
전자공학과 졸업
2014년 3월~현재 : 연세대학교
전기전자공학과 석박사통합
과정
<관심분야> 행동 인지

이상훈 (Sanghoon Lee)



1989년 2월 : 연세대학교 전기
전자공학과 학사
1991년 2월 : KAIST 전기전자
공학과 석사
2000년 1월 : 텍사스 대학교 전
기전자공학과 박사
2003년 2월~2007년 3월 : 연세
대학교 전기전자공학과 조교수
2007년 4월~2012년 2월 : 연세대학교 전기전자공학
과 부교수
2012년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 정교
수
<관심분야> 이미지 프로세싱, 컴퓨터 비전, 화질 평
가, 통신네트워크