# 신경망을 결합한 다중 SVM 분류기

고재필° , 김승태, 김은주, 변혜란
연세대학교 컴퓨터 과학과

# A Multiple SVM Classifier Combined With Neural Networks

Jaephil Ko, Seung Tai Kim, Eunju Kim, Hyeran Byun
Dept. of Computer Science, Yonsei University

## 요 약

최근 기계학습 분야에서 커널머신을 이용한 대표적 학습기로서 Support Vector Machine(SVM)이 주목받고 있다. SVM은 통계학자인 Vapnik에 의해 제안된 것으로 통계적 학습 이론에 기반 하여 뛰어난 일반화 성능을 보여준다. 그러나, SVM은 2클래스 분류기이므로 일반적인 다중 클래스 패턴인식 문제에 적용할 수 없다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 SVM을 신경망과 결합하여 다중 클래스 분류기로 확장하는 방법을 새롭게 제안한다. 제안하는 분류기의 성능을 비교하기 위하여 ORL얼굴 데이터를 이용하여 제안하는 분류기와 기존의 대표적인 다중 SVM, 신경망, PCA를 적용한 얼굴인식 실험을 수행하였다. 실험결과 제안하는 분류기를 이용한 얼굴인식률이 기존의 다중 SVM을 이용한 경우보다 3%, 신경망을 이용한 경우보다 6% 높은 수치를 보였다.

## 1. 서 론

최근 기계학습 분야에서 커널머신을 이용한 대표적 학습기로서 Support Vector Machine(SVM)이 주목받고 있다[1]. SVM은 통계학자인 Vapnik에 의해 1995년 제안된 것으로 통계적 학습 이론에 기반 하여 최적 분류를 함으로서 뛰어난 일반화 성능을 보여준다[2][3]. 그림 1에서 보듯이 SVM은 다양한 응용 분야를 가지며, 각 분야에서 SVM을 적용한 논문들이 성능 향상을 보고함으로서 SVM의 이론적 근거를 공고히 하고 있다[4].

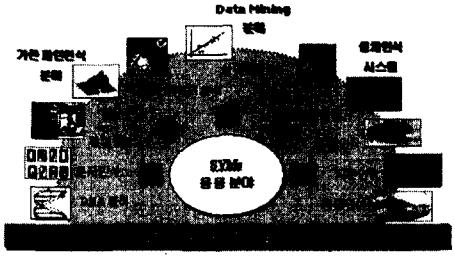


그림 1 SVM 기술 응용분야

그러나, SVM은 2클래스 분류기이므로 일반적인 다중 클래스 패턴인식 문제에는 적용할 수 없다. SVM을 다중 클래스 분류기로 확장하는 방법은 기본적으로 2클래스 SVM을 결합하는 것으로서 2가지 기법이 제시되었다. 하나는 '1대다 정책(ont vs all strategy)'으로 하나의 클래스와 나머지 클래스들을 구분하는 것이고, 다른 하나는 '1대1 정책(one vs one strategy)'으로 분류쌍(pair)을 구분하는 것이다[5]. 클래스가 n개인 경우 '1대다' 정책은 각 클래스 여부를 결정하는 SVM을 n개 구성하여 출력값이 가장 높은 SVM을 승자 클래스로 결정하는 방식으로 n번의 비교가 이루어진다. 후자의 경우는 각 클래스의 조합만큼 즉, n(n-1)/2개의 SVM을 구성하고, 트리를 이용하여 토너먼트 방식으로 승자를 결정할 경우 n-1회의 비교가 이루어진다. 전자는 SVM구성이 간단하지만, SVM을 학습하기 위한 타 클래스 샘플(negative sample)을 정하는 것이 모호하다는 단점이 있다. 후자는 타 클래스 샘플 수집의 모호성은 없으나 학습시켜야 할 SVM의 수가 $O(n^2)$다. 두 기법의 차이에도 불구하고, 얼굴인식에 있어서 분류성능의 차이는 거의 없는 것으로 보고되고 있다[6].

본 논문에서는 SVM을 다중클래스 분류기로 확장하기 위하여 '1대다' 정책을 기반으로 하여 신경망을 결합하는 방식을 제안한다. 즉, 각각의 SVM 출력값을 비선형 패턴을 가지는 신호로 간주하고 이를 신경망에 학습하여 최종 인식성능을 향

상시키고자 한다.

2장에서는 SVM에 대한 기본 이론을 설명하고, 3장에서는 제안하는 방법을 기술하고, 4장에서는 기존의 방법과 제안하는 방법을 얼굴인식 실험을 통하여 비교한다.

## 2. Support Vector Machine

SVM은 1995년 Vapnik이 제안한 2-클래스 분류기로서, 선형분리 가능한 샘플들에 대하여 옵티멀 하이퍼플랜(Optimal Hyperplane)을 만들어 줌으로서, 뛰어난 일반화 성능을 보여준다[1][2][3]. 두 클래스에서 가장 가까운 샘플들을 Support Vector라고 하며 이들의 거리가 최대가 되도록 수식(1)에서 **w**를 구하는 것으로 SVM을 학습하게 된다.

$$\mathbf{w}\mathbf{x} + b = 0, \mathbf{w} = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i s_i \quad (1)$$

여기서, **x**는 입력벡터, b는 상수, $\alpha_i$는 웨이트의 계수이고, $N_s$는 서포트벡터의 수이며, $y_i$는 목표 값이다.

SVM을 선형분할이 가능하지 않은 샘플에 적용하기 위해서는 커널 함수를 도입한다. 입력 패턴을 비선형 커널 함수를 통해 다른 공간으로 맵핑함으로서 선형분할 될 가능성을 높이도록 한 것으로, 수식 (2)와 같다.

$$\sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i \mathbf{K}(s_i, \mathbf{x}) + b = 0 \quad (2)$$

커널에 사용되는 대표적인 함수로는 RBF, 다항식, 퍼셉트론 등이 대표적이다.

## 3. 신경망 결합을 통한 다중 SVM

SVM을 다중 클래스 분류기로 확장하기 위한 방법으로 1대다 기법은 그 구성의 단순함으로 널리 이용된다. 그러나, 1대다 방식은 각 SVM 출력값의 서열로서 클래스를 구분하는 단순 분류기(simple classifier)이다. 그림 2에서 보듯이, F(x)의 출력값 중 최고 높은 값을 단순히 선택해 주는 것이기 때문에, 올바른 클래스의 SVM이 조금이라도 낮은 값을 출력하면 잘못된 분류를 하게 된다. 즉, 이 분류기의 성능은 해당 클래스를 구분하는 개별 SVM 분류기의 성능에 매우 의존적이라는 점이다.

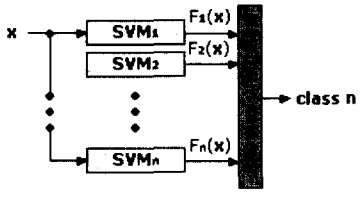


그림 4 Maximum Classifier

본 논문에서는 이 문제를 완화하기 위해 타 분류기를 고려함으로써, 해당 클래스를 구분하는 분류기에 대한 의존도를 낮추고자 한다. 클래스 n을 구분하기 위하여, $SVM_n$과 나머지 SVM들의 출력 값의 크기만을 비교하는 것이 아니라, 타 SVM들이 출력하는 값의 상관관계를 고려하고자 한다. 클래스$_1$에 해당하는 샘플$_1$에 대하여 $SVM_1$이 판단하는 것과, $SVM_2$가 판단하는 것, ... $SVM_n$이 판단하는 것을 종합하자는 것이다. 즉, 샘플$_1$에 대하여 $SVM_2$가 출력한 값과, $SVM_3$이 출력한 값, ... 그리고, $SVM_n$이 출력한 값들이 보여주는 어떤 패턴을 보고자 한다[그림3]. 각 샘플들에 의해서 출력되는 패턴은 그림 3에서와 같은 비-선형적 모양을 띄고 있으며, 이들은 신경망을 통하여 효과적으로 학습할 수 있다.

정리하면, 본 논문에서 제안하는 다중 SVM은 그림 2의 Maximum Selector를 신경망으로 대체 함으로써, 해당 클래스를 구분하는 분류기에 대한 의존도를 낮추고자 하였다.

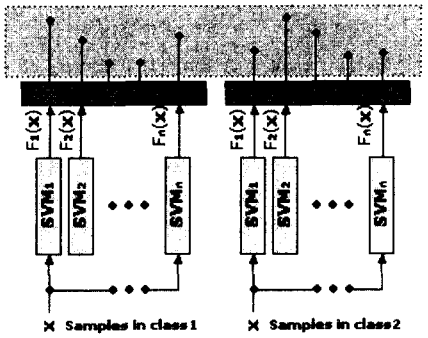


그림 5 동일 클래스 샘플에 대한 SVM 출력 패턴

## 4. 실 험

제안하는 다중 SVM 분류기의 성능을 확인하기 위하여, 기존 분류기와의 얼굴인식 성능을 비교하였다. 얼굴 데이터는 40명에 대하여 10장씩의 영상을 가지고 있는 ORL데이터[7]를 사용하였으며, 인식률 자체를 비교하기 위하여, 수 작업을 통해 눈의 중심을 찾고, 눈의 좌표가 특정 위치가 되도록 얼굴을 이동, 회전, 크기를 변화시켰다. 그리고, 배경과 머리카락으로부터 얼굴을 분리하기 위해 얼굴영역을 매스킹 하였으며, 조명 변화에 덜 민감하게 하기 위해 히스토그램 평활화를 수행하였다. 그림 4는 이렇게 얻어지는 전처리 영상 (32x32)의 예이다.

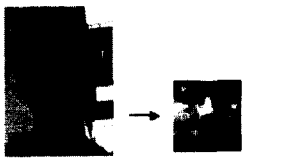


그림 6 얼굴영상 전처리

정규화 된 얼굴영상으로부터 얼굴인식에 주로 사용하는 주성분 분석(PCA)[8]을 수행하여 주성분 값을 0-1사이로 다시 정규화 하였다.

실험은 총 400장을 5장씩 두 그룹으로 나누어 200장을 이용하여 주성분 분석을 수행하고, 나머지 200장을 테스트에 사용하였다. PCA를 이용하여 1024개중 상위 48개의 주성분 값만을 이용하였다. 실험

에 사용한 SVM코드는 SMO 알고리즘[9]을 구현한 SMOBR[10]을 사용하였다.

실험은 (1) PCA만을 이용하는 Rank1 인식률, (2) PCA를 신경망에 학습시키는 방법, (3) PCA를 SVM에 학습시키는 방법, 그리고 (4) 제안하는 방법인 SVM의 출력을 신경망에 학습시키는 방법에 대한 비교를 수행하였다.

PCA만을 이용하여, Database에 있는 가장 유사한 사람을 뽑은 Rank 1에 대해서는 77.5%의 인식률을 보였다. PCA의 결과를 신경망(48-50-40)에 학습하여 테스트한 결과 최고 83%의 인식률을 보였으며, 동일한 실험 방법으로 '1대 다' 다중 SVM에서는 85%까지, 제안하는 방법으로는 88%까지 인식률이 향상됨을 확인하였다. 이때 사용한 신경망의 구조는 40-70-40이다. 인식률은 표 1에 정리하였다.

표 1 인식률 비교

| 구분 | 인식률 |
|---|---|
| PCA | 77.5% |
| PCA->신경망 | 83% |
| PCA->SVM | 85% |
| [illegible] | [illegible] |

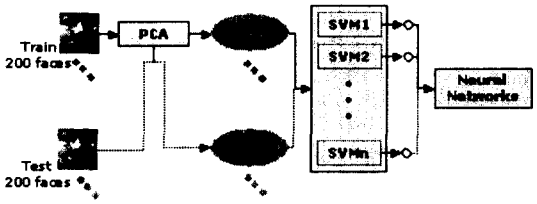


그림 7 제안하는 다중 SVM 인식기 흐름도

실험을 통하여 SVM이 기존의 신경망 보다 다소 우수한 성능을 보였으며, 신경망을 결합한 다중 SVM 분류기는 신경망을 이용한 경우보다 6% 인식률이 향상되었으며, SVM만을 이용한 경우보다는 3%의 성능 향상이 있음을 확인하였다.

## 5. 결론

본 논문에서는 2 클래스 분류를 최적으로 수행하는 SVM을 다중 클래스 분류기로 확장하기 위하여, 신경망을 결합하는 방법을 제안하였다. 신경망 결합을 통해, 최종 인식률이 해당 클래스를 분류하는 개별 SVM에 대한 높은 의존률을 낮추고, 타 클래스 분류기가 판단하는 정보를 활용하고자 하였으며, 실험을 통하여 제안하는 기법이 '1대다' 기법의 다중 분류 SVM 보다 성능 향상이 있음을 확인하였다.

향후 연구로는 실험 데이터를 확장하여 보다 공신력 있는 실험 결과를 통하여, 본 논문에서 제안하는 방법의 우수성을 입증하고자 한다.

## 참고문헌

[1] Colin Campbell,, An Introduction to Kernel Methods, Radial Basis Funtion Networks: Design and Applications, Springer Verlag, Berlin, 2000

[2] Vladimir N. Vapnik, An Overview of Statistical Learning Theory, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 10, No. 5, pp. 988-999, 1999

[3] Simon Haykin, Neural Networks a Comprehensive Foundation 2nd Edition, Prentice Hall, pp. 318-348, 1999

[4] http://www.clopinet.com/isabelle/Projects/SVM/applist.html

[5] Gudong Guo, Stan Z. Li, and Kapluk Chan, Face Recognition by Support Vector Machines, Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 196-201, 2000

[6] Bernd Heisele, Purdy Ho, T. Poggio, Face Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-based Approach, Eighth IEEE International Conference on ICCV 2001, pp. 688-694, 2001

[7] http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html

[8] M. Turk and A. Pentland, Eigenfaces for Recognition. J. Cognitive Neuroscience, 3(1), pp. 71-86, 1991

[9] John C. Platt, Sequential Minimization Optimization : A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines, Microsoft Research, Technical Report MSR-TR-98-14, April 21, 1998

[10] http://litc.cpdee.ufmg.br/~barros/svm/smobr/