

서포트 벡터 기반 퍼지 분류 시스템을 이용한 물체 인식

The study on the object recognition using Fuzzy Classification system based on Support Vector.

김 성 진*, 원 상 철**

(Sung Jin Kim and Sang Chul Won)

* 포항공과대학교 전자전기공학과(전화:(054)279-5576, 팩스:(054)279-8119, E-mail : momo@postech.ac.kr)

** 포항공과대학교 전자전기공학과(전화:(054)279-5576, 팩스:(054)279-8119, E-mail : won@postech.ac.kr)

Abstract : 본 논문에서는 패턴 인식의 전형적인 경우인 보이기 기반 물체 인식(Appearance based object recognition)을 수행하기 위하여, 일반적인 퍼지 분류 모델과, 서포트 벡터 머신을 하이브리드(hybrid) 하게 연결한 서포트 벡터 기반 퍼지 분류 시스템이라는 새로운 방법을 제안하고 이에 대하여 연구한다. 일반적인 분류(classification) 문제의 경우 두 클래스로 구분하는데 최적의 성능을 가지고 있는 서포트 벡터 머신이 다중클래스(Multiclass)의 경우 발생하는 계산량의 증가 문제를 해결하기 위하여 다중 클래스 분류(Multiclass classification)에 장점을 가진 퍼지 분류 시스템을 도입, 서포트 벡터 머신에 연결함으로써 단점을 보완하는 시스템을 제안한다. 즉 서포트 벡터 머신을 통해 퍼지 시스템의 구조를 러닝(learning)하는데 사용하여 최종 적으로는 퍼지 분류 시스템(Fuzzy Classifier)이 나오도록 하는 것이다. 이 시스템의 성능을 확인하고자 여러 가지 물체들에 대한 이미지를 가지고 있는 COIL(Columbia Object Image Library) 데이터 베이스를 사용하여 보이기 기반 물체 인식(Appearance based Object Recognition)을 수행 하였으며 이를 순수한 서포트 벡터 머신만을 이용하여 물체 인식을 수행한 경우와 정확도 및 인식 시간에대하여 비교하였다.

Keywords : 서포트 벡터 머신, 퍼지 분류 시스템, 보이기 기반 물체 인식

1. 서 론

입력(Input) 과 출력(Output)의 관계의 러닝(Learning)을 통해 패턴 구분(Pattern classification) 또는 인식(Recognition) 하는 기법은 지금까지 수많은 연구자들이 연구를 해 왔으며 지금도 연구들 수행중에 있다. 러닝을 통한 패턴 구분 또는 인식 기법이 사용되는 대표적인 경우가 카메라로부터 얻어진 실제 영상을 통해 물체에 대한 형상을 러닝하고, 카메라로부터 새로운 영상이 입력될 때, 입력된 영상의 형태를 다른 특별한 작업없이 이미지 그대로를 사용하여 물체 인식을 수행하는 보이기 기반 물체 인식(Appearance based Object Recognition) 이다.

본 연구에서는 이러한 보이기 기반 물체 인식을 수행하고자 새로운 러닝 방법을 통한 인식 시스템을 제안하고, 이를 통해 3차원 물체 인식을 수행하고자 한다.

현재까지, 물체 인식 또는 구분을 수행하기 위하여 사용한 방법이 PCA 즉 통계적 방법은 principle component analysis 방법을 이용하여 뉴럴 네트워크 구분(classification) 주를 이루었다. 하지만 최근에 서포트 벡터 머신 을 이용한 물체 인식 기법이 등장하게 되는데, 이는 두 클래스에 관해 최적으로 구분할 수 있는 서포트 벡터 머신이 물체 인식률을 높일 수 있다는 데에서 출발 하였다. 서포트 벡터 머신을 이용한 물체 인식 실험을 수행한 논문이 여러가지가 존재하고 있으며,[6][8][9] 그 중에서 특히 Pontil과 Verri[6]의 방법은 아주 좋은 결과를 나타내고 있다. 하지

만 SVM의 경우 두 클래스를 최적으로 구분하는 평면을 만드는 것이 기본이므로 멀티 클래스의 경우에 문제점을 가지고 있다. 위에서 이야기한 Pontil과 Verri의 경우 물체의 종류가 많아 다중분류(Multi-Classification)가 필요할 때, 테니스 토너먼트(Tennis Tournament) 기법을 사용함으로써 해결하였으나 이는 시간이 많이 걸리게 되는 단점이 존재한다. 이에 대한 자세한 설명은 다음에서 자세히 설명하고자 한다.

그러므로 이러한 단점들을 극복하고자 본 논문에서는 두 가지 클래스에 대하여 최적으로 구분할 수 있는 SVM과 멀티클래스에 대하여 장점을 가지고 있는 퍼지 시스템을 하이브리드하게 연결한 서포트 벡터 기반 퍼지 분류 시스템을 제안한다. 여기서 제안된 서포트 벡터 퍼지 분류 시스템은 서포트 벡터 머신에서 나온 서포트 벡터를 퍼지 시스템의 규칙과, 소속 함수를 정하는데 즉 퍼지 시스템의 구조를 러닝하는데 사용하였으며, 이를 통해 퍼지시스템을 구성 보이기 기반 물체 인식(Appearance based Object Recognition)을 수행하였다. 본 연구에서 제안한 서포트 벡터 퍼지 구분 시스템과 비등하게 Chan 등 [1]은 radial basis function network 에 기반한Support Vector Neural Network (SVNN) 을 제안하였고, Jeng 등 [2]은 퍼지 추론 시스템을 향상시키기 위한 서포트 벡터 머신(SVM)을 제안하였다. 하지만 위의 두개 모두 고정된 가우시안 매개 변수를 가지기 때문에, 인식의 정확도를 높이지 못하는 경

우가 발생한다. 본 논문에서는 러닝 과정 중에 기울기 강하법(Gradient descent method)을 이용하여 소속함수의 매개 변수값을 조정함으로써 인식의 정확도를 더욱 높일 수 있으며, 일단 퍼지시스템의 구조가 결정되면 TS 퍼지 모델의 추론 부분의 parameter 값들은 최소 자승 추정법(Least square estimation)을 통해 결정된다.

본 논문에서 TS 퍼지 모델에 기반한 제안된 서포트 벡터 퍼지 구분 시스템(SVFCs)을 이용하여 패턴 인식을 수행해 본다. 러닝 및 테스트 데이터로는 100개의 3차원 물체를 5도씩 돌려가면서 이미지 파일로 생성한 COIL-100(Columbia Object Image Library 100)을 사용하였으며 총 128*128의 RGB 형태의 7200장 이미지들로 구성되어있는 데이터를 사용하였다.

본 논문은 2장에서 이론적 배경으로서 퍼지 시스템과, 서포트 벡터 머신에 대하여 살펴본 뒤 3장에서 서포트 벡터 퍼지 구분 시스템(SVFCs)시스템에 대하여 설명하고, 4장에서는 COIL 데이터 베이스를 이용한 실험 결과에 대하여 설명한 뒤, 5장에서 결론을 맺는다.

II. 이론적 배경

1. 퍼지 시스템

일반적으로 퍼지이론의 적용에 성공가능성이 많은 일은 모형의 변수들에 불명확성이 존재하여 언어적 모형이 가능하며, 규칙기반의 관계가 비선형적인 곳이다. 인간의 감성적 평가모델을 퍼지 규칙기반을 이용하여 퍼지 논리 시스템으로 모델링 할 수 있다. 퍼지 규칙기반은 언어적 퍼지 변수와 불명료한 용어들로 구성된 변수의 값들로 구성되어진 'IF-THEN' 형태의 일련의 규칙들을 의미한다. 이들 변수들의 값들은 일반적으로 불명료하기 때문에 임의적인 값으로 표현되기도는 개념상의 공간에 정의된 소속함수로 표현된다. 퍼지 논리 시스템은 퍼지 집합, 퍼지 규칙기반, 퍼지 추론엔진, 퍼지파이어, 디퍼지파이어로 구성된다. 그리고 퍼지 규칙 기반은 퍼지 IF-THEN rules의 형태로 구성되어 있다.

퍼지 논리 시스템에서 퍼지 규칙 기반은 다른 세 요소들이 퍼지 규칙 기반을 해석하고 어떤 특별한 문제를 해결할 수 있게 하는 점으로 볼 때 퍼지 논리 시스템의 핵심적인 부분이라고 할 수 있으며, 퍼지 IF-THEN rules 을 이용하여 전문가들이 그들의 주요 지식을 표현하는데 편리한 틀을 제공한다. 이러한 퍼지 규칙 기반의 퍼지 IF-THEN rules을 얻는 방법에는 다음과 같은 두 가지 방법이 있다.

첫째, 전문가에게 물어본다.

둘째, 측정된 데이터를 기반으로 학습 알고리즘을 이용한다.

첫 번째 방법은 규칙을 얻는 가장 직관적인 방법이나, 전문가들이 대부분의 경우들에서 충분한 개수의 규칙을 제공하지 못한다는 점이 있다.

그러므로 퍼지 집합의 소속 함수는 규칙이 어떻게 만들어

지느냐에 따라 결정된다. 만일 규칙이 전문가에 의해서 제공된 경우, 소속 함수는 전문적 지식의 통합된 부분이라 할 수 있으므로 전문가에 의해서 명시되어야만 한다. 예를 들어 전문가가 "IF the error is large, THEN the control is large"라고 규칙을 제공한다면 'large'에 대한 퍼지 소속 함수를 명시함으로써 'large'가 무엇을 의미하는지 말해야 한다. 일반적으로 가장 많이 사용되는 소속 함수로는 Gaussian, triangular, trapezoid이다. Gaussian 함수가 자연스러운 변환 성질을 가진 반면, triangular와 trapezoid 함수는 계산이 간단하다는 성질이 있다.

퍼지파이어는 crisp point에서 퍼지 집합으로 사상을 수행한다. 이 사상에는 singleton fuzzifier와 nonsingleton fuzzifier의 두 가지가 있는데 일반적으로 singleton fuzzifier가 주로 사용된다. Defuzzifier는 퍼지 집합으로부터 crisp point로의 사상을 수행한다. 이 사상에는 maximum defuzzifier, center average defuzzifier, modified center average defuzzifier 등이 이용된다.

적용 규칙 기반 제어등에 이용되는 퍼지 논리 시스템은 product inference rule, singleton fuzzifier, center average defuzzifier를 채택하여 다음과 같이 출력을 표현할 수 있다.

2. 서포트 벡터 머신을 이용한 물체 인식

이 부분에서는 서포트 벡터 머신을 이용한 물체 인식 방법을 Pontil과 Verri의 논문에서 사용된 방법을 인용하여 설명한다.[6]

서포트 벡터를 이용하여 물체 인식을 수행하기 위하여 Pontil과 Verri[6]는 COIL Image database를 러닝 집합과 테스트 집합의 두 부분으로 나누어 러닝 집합은 서포트 벡터 머신을 통해 최적 구분 평면(Optimal Separating Hyperplane (OSH))를 생성하는데 사용하고 테스트 집합은 러닝된 시스템이 올바르게 러닝되었는지 확인하기 위한 데이터들로 사용되고 인식을 수행하는 방법은 tennis tournament 방법을 이용한다.. 서포트 벡터 머신을 이용한 물체 인식 방법을 자세히 설명하기 위해서 예를 들어보기로 한다.

우리가 인식하고자 하는 물체의 종류가 N 가지라 할 때 같은 물체의 이미지 집합을 하나의 클래스로 정의한다. 여기서 물체의 종류가 N 가지이면 우리가 클래시피케이션을 수행하고자 하는 클래스들의 수가 N 개가 된다. 이 N 개의 클래스 중에서 2개를 뽑아 SVM을 통해 OSH를 만든다. 여기서 N 개의 클래스 중에서 2개씩을 뽑아 OSH를 만들므로 총 생성되는 OSH의 개수는 N 개중에 2개를 뽑는 조합의 가지 수와 같다. 즉 i 번째 클래스와 j 번째 클래스를 선택하여 SVM을 통해 찾은 OSH를 O_{ij} 라고 정하여 총 $\frac{N(N-1)}{2}$ 가지의 OSH를 파일 또는 데이터베이스에 저장하여 Learning을 마치게 된다. Test 데이터를 이용하여 물체를 인식하는 방법은 Tennis tournament 방법을 사용하여 최

중 승자가 인식하고자 하는 물체가 되는 방식을 이용한다. 이해를 쉽게 하기 위해 총 4개의 클래스가 있다고 가정하고, 두 개의 클래스를 뽑아 구한 OSH가 $O_{12}, O_{13}, O_{14}, O_{23}, O_{24}, O_{34}$ 라고 하고, $O_{ij} > 0$ 이면 i 번째 클래스가 되고 $O_{ij} < 0$ 이면 j 번째 클래스가 된다고 가정하자. 만약 Learning 이 올바르게 되고, 즉 OSH가 올바르게 생성되었고, test 집합에서 2번째 클래스에 속해 있는 것을 뽑아 test 한다면 O_{12}, O_{23}, O_{24} 는 2번째 클래스를 나타낼 것이고, O_{13}, O_{14}, O_{34} 는 다른 클래스로 표시할 것이다. 여기서 O_{13} 은 3클래스, O_{14} 는 4클래스, O_{34} 는 3클래스를 나타낸다고 가정하고, O_{12} 와 O_{13} 으로부터 나온 결과 2클래스와 3클래스 구분하는 O_{23} 으로 다시 test하여 2클래스라는 결과를 이끌어내고, O_{14} 와 O_{23} 으로부터 나온 결과 4클래스와 2클래스를 구분하는 O_{24} 로 다시 test 하여 2클래스라는 결과가 나오고, O_{24} 와 O_{34} 로부터 나온 결과, 2클래스와 3클래스를 구분하는 O_{23} 으로부터 다시 2클래스라는 결과를 이끌어 낼 수 있을 것이다. 이렇게 되면 최종적으로 남는 것이 2클래스이므로 test data는 2클래스가 된다.

위에서 설명한 방법은 예에서는 4가지 클래스로 구성되어 Tennis tournament 방법을 이용한 물체 인식 시 그렇게 많은 양의 계산이 필요치 않으나 클래스의 수가 많아지면 많아질수록 계산량이 기하급수적으로 늘어나게 된다. 예를 들어 2^k 가지의 경우를 처음 시작했다면 다음 단계에서는 2^{k-1} 가지의 경우, 그 다음 단계에서는 2^{k-2} 가지의 경우로 줄어들게 되어 최종적으로 1가지 경우가 남을 때까지 수행하게 되는 것이다. 이로 인해 test시간이 class의 수가 증가함에 따라 기하급수적으로 증가하는 단점이 발생하게 된다. 이에 본 논문에서는 이러한 단점을 극복하고자, 퍼지 추론 시스템을 SVM에 하이브리드하게 연결하여 test시 서포트 벡터 머신을 이용하여 러닝된 퍼지 구분 시스템(Fuzzy Classifier)을 통해 결과를 한번에 얻는 방법을 제시한다.

III. 서포트 벡터 기반 퍼지 구분 시스템

이번 부분에서는 일반적인 퍼지 모델을 기반한 서포트 벡터 퍼지 구분 시스템에 대하여 설명한다. 퍼지를 통한 구분 기법은 입력 데이터들을 어떻게 퍼지와 하느냐와 디퍼지화를 통해 올바른 출력 데이터를 얻어내느냐 하는 것 중요하다. 이로 인해 본 부분에서는 SVM이 입력 데이터들을 퍼지화할 수 있도록 처리하는 방법을 설명하여 서포트 벡터 퍼지 구분 시스템(Support Vector Fuzzy Classification System)을 이야기하고자 한다. SVM을 통해 입력 데이터들을 퍼지화 하는 방법을 간단히 설명하면 SVM 러닝으로부터 나온 서포트 벡터(SV)의 개수를 퍼지 규칙의 개수로 정하고, 가우시안 함수로 정의된 소속함수의 중심을 서포

트 벡터로 정하며, 디 퍼지화에서 나오는 가중치는 LSE(Least Square Estimation) 또는 RLSE(Recursive Least Square Estimation)을 통해 구하고, 소속함수에서의 표준편차 σ 는 기울기 강하법(Gradient Descent Algorithm)을 통해 구한다.

다음으로 구조와 러닝 방법을 설명한다. TS 퍼지 모델 [5]을 기반으로 한 SVFIS의 구조에서 TS 퍼지 모델 퍼지 규칙의 집합은 수식 (3.1)과 같이 표현 된다.[5]

R1: If x_{11} is M_{11} and and x_{1D} is M_{1D} , Then
 $f_1 = a_{10} + a_{11}x_{11} + \dots + a_{1D}x_{1D}$

R2: If x_{21} is M_{21} and and x_{2D} is M_{2D} , Then
 $f_2 = a_{20} + a_{21}x_{21} + \dots + a_{2D}x_{2D}$

Rn: If x_{n1} is M_{n1} and and x_{nD} is M_{nD} , Then

$f_n = a_{n0} + a_{n1}x_{n1} + \dots + a_{nD}x_{nD}$ (1)

여기서 n은 퍼지룰의 개수고, D는 입력변수의 차원이며 x는 입력변수, f는 출력변수, M은 퍼지 집합이고, a는 결정 파라미터들이다.

SVFIS의 구조에 대하여 설명하면 총 4개의 계층으로 구성되어있고, 그림 3.1에 구조가 나타나 있다.

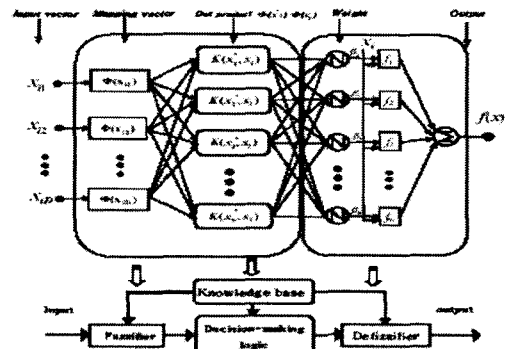


그림 3.1: SVFIS의 구조

1 계층 : 입력 공간이 어떠한 특징 매핑에의하며 특징공간으로 비선형 사상된다.

2 계층 : 사상된 입력 x와 입력 벡터 x의 부분집합인 support vector와 dot product를 계산한다. 커널 함수를 생성하는 단계이다. 본 논문에서는 가우시안 커널 함수를 사용하였다.

3 계층 : SVM 알고리즘으로부터 비선형 함수를 결정한다. 이 계층에서 최적화 문제를 해결함으로써 퍼지룰의 개수를 정하게 된다.

4 계층 : 전체적으로 구성된 퍼지 모델의 결과를 이용하여 디퍼지퍼케이션이 수행된다.

다음으로 가우시안 커널 파라미터와 결론부 파라미터를 조정하는 support vector learning 알고리즘을 살펴본다.

1단계 : 정밀도를 초기화하고, 상수와 커널 파라미터들을

정한다.

2단계 : SVM 알고리즘을 이용하여 support vector를 찾은 후에 이 support vector들을 가우시안 소속 함수의 중심으로 정한다.

3단계 : LSE 또는 RLSE방법을 이용하며 수식(3.1)에서의 선형 함수 f의 파라미터 a를 예측한다.

4단계 : gradient descent 알고리즘을 이용하며 에러가 최소화 되도록 커널 파라미터를 고친다.

5단계 : 다시 2단계로 돌아가거나 적절한 에러수준에 도달하면 멈춘다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 위에서 제안한 SVFIS의 pattern recognition 적용 가능성 및 성능을 파악하기 위하여 100개의 3차원 물체를 5도씩 돌려가면서 image file로 생성한 COIL-100(Columbia Object Image Library 100)을 가지고 실험을 수행해 Recognition의 정도를 파악해 보았다.

실험을 수행하기 위하여 각 물체마다 5도씩 돌려가며 찍은 총 72장의 사진 중에 절반인 36장의 사진을 이용하여 learning data로 사용하였으며 나머지 36장의 데이터를 test data로 사용하였다. Recognition의 성능 정도를 파악하기 순수하게 SVM 만을 이용한 방법[6]과, SVFIS를 이용한 방법 그리고 neuro-fuzzy classifier를 이용한 방법[7]으로 실험을 해 보았다. SVM을 이용한 방법은 1:1 matching 방법을 이용하였으며 neuro fuzzy classifier의 룰의 개수를 정하기 위해 Scatter partitioning 방법을 이용하였다.

다음 표들은 각각의 경우에 대하여 평균 에러를 백분율로 나타낸 것이며 처음 표는 노이즈가 없는 것에 대한 사진을 이용한 결과이고 두번째 표는 노이즈가 포함된 사진을 이용한 결과 이다. 노이즈를 포함 시킬 때 [-150 +150]의 uniformly distributed 된 random noise를 사용하였다.

| 방법 | 에러율 | 총 걸린 시간 |
|-------------|-------|---------|
| SVM | 0.67% | 38분 30초 |
| SVFIS | 1.2% | 약 8분 |
| Neuro Fuzzy | 2.3% | 약 8분 |

표 4.1 노이즈가 없는 영상에 대한 결과

| 방법 | 에러율 | 총 걸린 시간 |
|-------------|------|---------|
| SVM | 6.2% | 약 40분 |
| SVFIS | 8.6% | 약 8분 |
| Neuro Fuzzy | 11% | 약 8분 |

표 4.2 노이즈가 존재하는 영상에 대한 결과

위의 결과에서 보이는 것처럼 Neuro Fuzzy classifier의 경우 Scatter partitioning 방법을 사용함으로 인해 completeness가 만족되지 않아 오차가 다른 방법에 비해

큼을 알 수 있다. 그리고 노이즈가 없는 경우 순수한 SVM에 의한 방법이 더 좋게 나타남을 볼 수 있고, 노이즈가 포함된 경우 SVFIS 방법이 더 좋게 나타남을 볼 수 있다.

V 결론

본 논문에서는 Support Vector Fuzzy Inference System이라는 hybrid 시스템을 제안하여 이를 pattern recognition에 적용하여 보았다. Fuzzy Inference system의 Structure identification과 parameter identification을 위하여 SVM 기법을 이용하였으며 이를 사용함으로써 Completeness를 만족시킬 수 있었다

참 고 문 헌

- [1] W.C.Chan, K.C.Cheung and C.J.Hariss, "On the Modeling of Nonlinear Dynamic Systems Using Support Vector Neural Networks," Engineering Application of Artificial Intelligence 14, pp. 105-113 2001
- [2] Jin-Tsong Jeng and Tsu-Tain Lee, "Support Vector Machines for the fuzzy Neural Networks" IEEE SMC '99 Conference Proceedings, Vol 6, pp. 115-120, 1999
- [3] V.N.Vapnic, "Statistical Learning Theory," Springer-Verlag 1999.
- [4] J.S.R.Jang, C.T.Sun, and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall, 1997
- [5] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications for modeling and control," IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 15, pp. 116-132, 1985
- [6] Massimiliano Pontil and Alessandro Verri, "Support Vector Machines for 3-D Object Recognition," IEEE trans. PAMI, VOL. 20, NO. 6, JUNE 1998.
- [7] C. T. Sun, and J. S. Jang, "A neuro-fuzzy classifier and its applications," Proc. IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst. San Francisco, Vol I, pp. 94-98, 1993
- [8] E. M. Dos Santos and H. M. Gomes, "Appearance-based object recognition using support vector machines," in 2001 Proceedings of XIV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, D.L. Borges and W. Ting, Eds, Brazil, Oct., 2001, p. 399.
- [9] B. Scholkopf. (1997) Support Vector Learning [Online] http://www.kernel-machines.org/papers/book_ref.ps.gz
- [10] M. Bazaraa and C.M. Shetty, Nonlinear Programming. New York, NY: John Wiley, 1979.
- [11] V.N. Vapnik and A.J. Chervonenkis, "On the Uniform Convergence of Relative Frequencies of Events to Their Probabilities," Theory Probability Appl., vol. 16, pp. 264-280, 1971.
- [12] R.R. Yager and D.P. Filev, "Approximate Clustering via the Mountain method," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. 24, No. 8, pp. 1279-1284, 1994