

PCA와 HOG특징을 이용한 최적의 pRBFNNs 패턴분류기 기반 보행자 검출 시스템의 설계

임명호*, 박찬준* 오성권*, 김진율**
 수원대학교 전기공학과*
 수원대학교 전자공학과**

Design of Pedestrian Detection System Based on Optimized pRBFNNs Pattern Classifier Using HOG Features and PCA

Myeoung-Ho Lim*, Chan-Jun Park*, Sung-Kwun Oh*, Jin-Yul Kim**
 Department of Electrical Engineering, Suwon University*
 Department of Electronic Engineering, Suwon University**

Abstract - 본 논문에서는 보행자 및 배경 이미지로부터 HOG-PCA 특징을 추출하고 다항식 기반 RBFNNs(Radial Basis Function Neural Network) 패턴분류기와 최적화 알고리즘을 이용하여 보행자를 검출하는 시스템 설계를 제안한다. 입력 영상으로부터 보행자를 검출하기 위해 전처리 과정에서 HOG(Histogram of oriented gradient) 알고리즘을 통해 특징을 추출한다. 추출된 특징은 고차원이므로 패턴분류기 분류 시 많은 연산과 처리속도가 따른다. 이를 개선하고자 PCA (Principal Components Analysis)를 사용하여 저차원에서의 차원 축소한다. 본 논문에서 제안하는 분류기는 pRBFNNs 패턴분류기의 효율적인 학습을 위해 최적화 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Optimization)를 사용하여 구조 및 파라미터를 최적화시켜 모델의 성능을 향상시킨다. 사용된 데이터로는 보행자 검출에 널리 사용되는 INRIA2005_person data set에서 보행자와 배경 영상을 각각 1200장을 학습 데이터, 검증 데이터로 구성하여 분류기를 설계하고 테스트 이미지를 설계된 최적의 분류기를 이용하여 보행자를 검출하고 검출률을 확인한다.

1. 서 론

최근 보안과 방법 그리고 지능형 자동차에서 컴퓨터 비전을 이용한 객체 검출과 객체 인식이 활용도 측면에서 다양하기 때문에 지속적으로 관심을 받고 활발한 연구가 진행 중인 있는 분야이다. 본 논문에서는 컴퓨터 비전을 응용한 보행자 검출 시스템을 설계하기 위해 입력 이미지로부터 HOG-PCA 특징을 추출하고 최적화 알고리즘을 통한 최적의 pRBFNN 패턴분류기를 설계방법을 제안한다.

제안하는 보행자 검출 시스템은 보행자 및 배경이미지에 관하여 HOG 특징을 추출하고, 추출된 특징벡터들은 고차원이므로 패턴분류기에 사용할 경우 연산속도가 느려지기 때문에 PCA(Principal Component analysis)를 사용하여 저차원으로 차원을 축소한다. 차원 축소된 특징벡터들을 pRBFNNs의 입력으로 사용하여 보행자 및 배경을 검출한다. 이 과정에서 최적화 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Optimization)를 통해 축소할 특징벡터 수 그리고 pRBFNN의 규칙 수와 FCM(Fuzzy C-Means)에서의 퍼지화 계수를 PSO를 통하여 최적화된 파라미터를 구함으로써, 효율적인 학습을 통한 분류기를 설계한다.

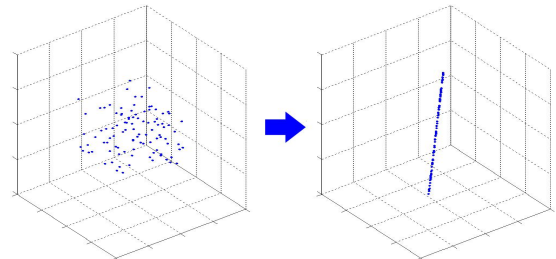
2. 본 론

2.1 HOG를 사용하여 특징벡터 추출

HOG[1]는 입력 이미지에 대하여 감마 값 및 켈러 값을 Gray 변환한 후, 이미지 내에 임의의 물체의 경계면 사이에서 명암도 차이의 극명함을 이용하여 벡터의 기울기 및 크기를 정의된 블록의 크기로 이동 윈도우 방식으로 이미지 전 영역을 스캔하여 각 픽셀에 명암값을 바탕으로 연산하고, 각 셀마다 방향성을 나타내는 bin이라는 영역에 각 셀마다 벡터의 크기를 선형 보간 방식으로 누적시킨다. 본 논문에서는 0-180°로 모든 방향을 나타낼 수 있기 때문에, 0-180°의 방향성분을 사용하였고, 따라서 방향성은 20°씩 9개의 방향성을 가지도록하여 9개의 bin영역이 정의된다. 또한 실험에 사용된 이미지가 128×64[pixel]을 가지는데, 1cell을 8×8[pixel], 1block을 2×2[cell]로 정의하고 블록겹침을 50% 하여 이미지 전 영역을 스캔할 경우, 세로 15블록 가로 7블록이 형성되어 한 이미지 당 총 105블록이 형성되고, cell당 9개의 bin에 벡터크기가 축적되므로, 한 블록에는 36개의 특징벡터가 추출되므로 결과적으로 128×64[pixel]의 크기를 갖는 한 이미지당 3780개의 특징벡터를 추출 할 수 있다.

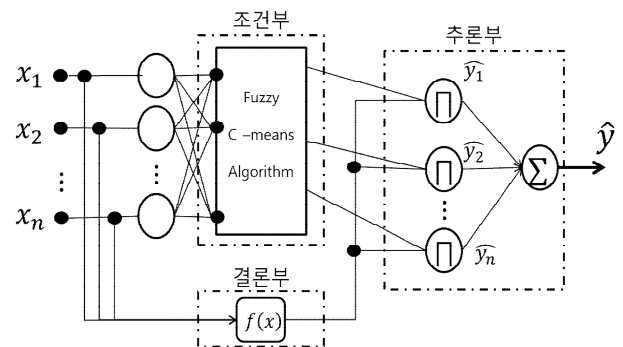
2.2 PCA를 사용한 차원축소

PCA는 벡터 표현의 통계적 특성을 기반으로 한 방법으로 통계적으로 변화가 있는 n차원의 n개의 벡터를 공분산 행렬에 의해 고유 벡터로 표현한다. 하지만 패턴 분류기를 이용하여 학습과 인식을 수행하는 경우 고차원 데이터는 성능 및 속도의 저하가 발생할 수 있다. 따라서 PCA를 이용하여 고차원 특징 벡터로 이루어진 HOG 특징을 고차원의 정보를 유지하면서 저차원으로 차원을 축소한다. 본 논문에서는 PCA를 통해 3780의 HOG 특징 차원은 저차원으로 축소하며 축소되는 차원 수는 최적화 알고리즘 사용하여 결정하게 된다. 그림 1은 PCA를 통한 차원 축소를 나타낸다.



<그림 1> PCA 알고리즘을 이용한 차원 축소

2.3 다항식 기반 RBFNNs 패턴분류기



<그림 2> 개선된 방식형 기저 함수 신경회로망

본 논문에서의 패턴분류기는 pRBFNNs[2]를 사용한다. pRBFNNs는 기존 신경망과 같은 구조로서 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성되어있고, 기능적 모듈로서 조건부, 추론부, 결론부 3가지 기능적 모듈로 동작한다. 조건부 동작에서 기존 RBFNN은 일반적으로 가우시안 함수가 많이 사용되었는데, 본 논문에서는 가우시안 함수대신 FCM 클러스터링 사용하며, 이때 클러스터의 중심벡터들을 가우시안 함수의 중심 값을 결정하는데 사용한다. 결론부에서는 기존 RBFNN에서 연결가중치가 상수항으로 제한되었지만, 제안하는 pRBFNNs의 연결가중치는 다항식 형태로 확장되어 사용되었으며, 본 논문에서는 다항식 형태 중 Linear를 사용하고 다항식에 관련된 계수들은 LSE(Least Square Estimation)로 동정하였다. 추론부에서의 최종 모델 출력은 조건부와 결론부의 곱의 합으로 표현된다.

2.4 PSO를 통한 최적화된 패턴분류기 설계

Kennedy and Eberhart에 의해 처음 소개된 PSO 알고리즘은 물고기, 새 떼와 같은 생물의 사회 행동양식 바탕으로 사회 심리학 특징과 진화 연산의 결합에 의한 기술이다. PSO는 기존 진화 알고리즘에 비해 내용이 간결하고 연산이 효율적이라는 특징과 복잡하고 불확실한 영역에서도 탐색이 가능해 최적화 알고리즘에서 많이 사용되며 다음과 같다.

- [단계 1]** N개의 Particle을 탐색공간 내에서 랜덤하게 생성하고 초기 Particle을 생성 및 최적의 Particle을 gbest로 선정한다.
- [단계 2]** 아래 식(2)을 사용하여 관성하중 값을 계산하고, 식(3)에 의하여 j번째 particle velocity를 계산한다. 단, [-v_{kmax}, v_{kmax}]내에 존재.

$$w(t) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{er_{\max}} \times t \quad (2)$$

$$v_{jk}(t+1) = w(t) \cdot v_{jk}(t) + c_1 \cdot r_1 (pbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)) + c_2 \cdot r_2 (gbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)) \quad (3)$$

- [단계 3]** 식(4)을 이용하여 particle의 위치정보를 조절한다.

단, 여기서 $x_k^{\min} \leq x_{jk}(t) \leq x_k^{\max}$ 이다.

$$x_{jk}(t) = v_{jk}(t) + x_{jk}(t-1) \quad (4)$$

- [단계 4]** 각 particle의 적합도와 pbest의 적합도를 비교하여 재설정하고, 최적해의 pbest와 gbest를 비교하여 재설정한다.
- [단계 5]** 종료조건을 만족하면 탐색을 종료하고, 그렇지 않으면 [단계 2] 부터 다시 반복한다.
- [단계 6]** 최종적으로 최적의 위치정보를 가지는 gbest가 생성된다.

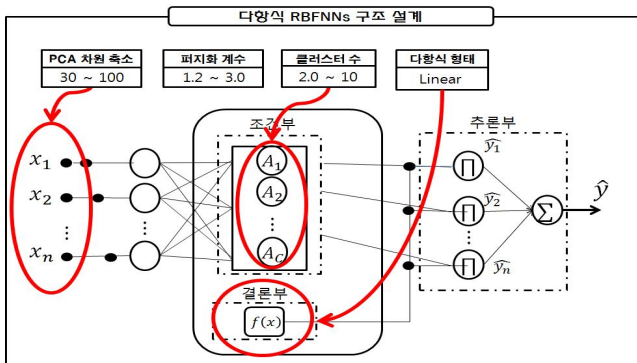
본 논문에서는 PSO를 이용하여 PCA에 이용할 축소 차원 수, 퍼지화 계수 및 클러스터 수를 최적화 하며 앞서 설명한 파라미터들은 대부분 사용자의 경험적 요소에 의존하여 결정되기 때문에 효율적인 학습을 위해 최적의 파라미터 값을 찾고 최종적인 pRBFNNs 분류기를 설계한다.

2.6 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 분류기를 학습하기 위한 데이터는 보행자 검출에 널리 사용되는 INRIA2005_person를 이용하였고 보행자 및 배경 이미지를 128×64 크기로 하여 각각 1200장을 사용하였다. 또한 Overfitting 문제를 방지하기 위해서 검증데이터를 사용하여 학습데이터, 검증데이터, 테스트 데이터를 5:3:2 비율로 나누어 보행자와 배경이미지에 각각에 관하여 학습 이미지 600장, 검증 이미지 360장, 테스트 이미지 240장을 나누어 사용하였다. 그림 3은 INRIA2005_person의 데이터의 보행자와 배경 이미지를 나타낸다.



〈그림 3〉 INRIA2005_person 데이터의 보행자 및 배경 이미지



〈그림 4〉 PSO에 의한 최적의 성능지수 탐색과정

본 실험에서는 입력 이미지에서 3780개의 HOG 특징을 추출하고, PCA 알고리즘을 통해 차원을 축소하여 pRBFNNs의 입력으로 사용한다. pRBFNNs에서 조건부에서는 FCM을 이용하여 각 클러스터에 대한 소속도를 적합도를 산정하고 추론부에서는 다항식 유형을 선형 다항식으로 선정하여 LSE를 통해 선형 다항식의 계수들을 학습시킨다. 이때, PSO 알고리즘을 통해 3780개의 특징벡터를 차원 축소할 벡터 수, pRBFNNs의 조건부 동작에서 FCM 알고리즘에 사용되는 퍼지화 계수 및 클러스터 수를 동정한다. PSO의 목적함수는 학습률과 검증률을 더한 값에 절반으로 한다. 또한 통계적 신뢰성을 보장하고자 10fold cross validation을 사용하여 검출률을 산출하였다. 그림 4는 PSO의 목적함수로 수렴하는 과정을 나타내었고, PSO를 이용할 파라미터 탐색 범위는 표 1과 같으며 최적의 목적함수일 때의 최적의 파라미터는 표 2를 나타내었다. 최적의 파라미터로 설계한 분류기의 보행자 검출률은 표 3과 같다.

〈표 1〉 PSO 파라미터 탐색 범위

PSO 알고리즘 설정 파라미터	
Generation	100
Swarm size	200
[w _{max} w _{min}]	[0.4, 0.9]
c ₁ , c ₂	2.0
v _{max}	탐색범위의 20%
pRBFNNs 파라미터 탐색 범위	
퍼지화 계수	[1.2, 3]
클러스터 수	[2, 10]
PCA 차원 축소 수	[30, 100]

〈표 2〉 PSO로 동정된 최적의 파라미터 값

구분	파라미터 값
퍼지화 계수	1.718
클러스터 수	7
PCA 차원 축소 수	77

〈표 3〉 최적화된 파라미터를 적용한 보행자 검출률 average±standard deviation

	Training	Validation	Testing
검출률 [%]	99.858±2.121	95.792±3.12	95.354±2.374

3. 결 론

본 논문에서는 입력 영상으로부터 보행자를 검출하기 위해 HOG-PCA 특징을 추출하고 효율적인 분류기 학습을 위해 PSO 알고리즘을 이용하여 최적의 파라미터를 찾고 최적의 패턴분류기를 설계하였다. 제안된 패턴분류기는 퍼지화계수 1.711, 규칙수 7개, PCA로 축소할 벡터 수 77개에서 최적의 파라미터를 보였고 이를 설계하여 보행자 검출을 확인하였다. 본 실험 결과 90% 이상의 검출률을 확인하였고 향후 입력 영상을 동영상으로 하여 frame 별 보행자 검출로 확대할 계획이다. 또한 다른 최적화 알고리즘을 사용하여 최적의 파라미터를 찾을 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국 산업단지공단의 10차년도 산업집적지경쟁력강화산업계획의 생산기술사업화 지원사업으로 연구를 수행하였음. (NTIS-1415136442)

[참 고 문 헌]

[1] Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection" IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005

[2] S-K. Oh, W-D. Kim, and W. Pedrycz, "Polynomial based radial basis function neural networks (P-RBFNNs) realized with the aid of particle swarm optimization," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 163, No. 1, pp. 54-77, 2011