

서베일런스 네트워크에서 패턴인식 기반의 실시간 객체 추적 알고리즘

강성관*, 천상훈**

인하대학교 정보공학과*, 인천재능대학교 정보통신과**

Real-Time Object Tracking Algorithm based on Pattern Classification in Surveillance Networks

Sung-Kwan Kang*, Sang-Hun Chun**

HCI Lab., Department of Computer and Information Engineering, Inha University*

Department of Information and Technology, Incheon JEI University**

요약 본 논문은 서베일런스 네트워크에서 이동하는 객체 추적 시 영상 데이터의 전송량을 감소시키는 신경망 계산 시간의 단축 알고리즘을 제안한다. 객체 검출은 디지털화 연속된 영상으로부터 객체 존재 유무를 판단하고, 객체가 존재할 경우 영상 내 객체의 위치, 방향, 크기 등을 알아내는 기술로 정의된다. 그러나 영상 내의 객체는 위치, 크기, 빛의 방향 및 밝기, 장애물 등의 환경적 변화로 인해 객체 모양이 다양해지므로 정확하고 빠른 검출이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 신경망을 사용하여 몇 가지 환경적 조건을 극복한 정확하고 빠른 객체 검출 방법을 제안한다. 검색 영역의 축소는 영상 내 색상 영역의 분할과 차영상을 이용하였고, 주성분 분석을 통해 신경망의 입력 벡터를 축소시킴으로써 신경망 수행 시간과 학습 시간을 단축시켰다. 실시간으로 입력되는 동영상에서 모두 실험하였으며, 색상 영역의 분할을 사용할 경우 입력 영상의 칼라 설정의 유무에 따른 검출 성공률의 차를 보였다. 실험 결과에서 보면 제안하는 방법으로써 객체의 움직임을 탐지하였을 때 기존의 방법보다 30% 정도 더 높은 인식 성능을 보여준다.

주제어 : 객체 검출, 신경망, 마할라노비스 거리, 객체 추적

Abstract This paper proposes algorithm to reduce the computing time in a neural network that reduces transmission of data for tracking mobile objects in surveillance networks in terms of detection and communication load. Object Detection can be defined as follows : Given image sequence, which can form a digitalized image, the goal of object detection is to determine whether or not there is any object in the image, and if present, returns its location, direction, size, and so on. But object in an given image is considerably difficult because location, size, light conditions, obstacle and so on change the overall appearance of objects, thereby making it difficult to detect them rapidly and exactly. Therefore, this paper proposes fast and exact object detection which overcomes some restrictions by using neural network. Proposed system can be object detection irrelevant to obstacle, background and pose rapidly. And neural network calculation time is decreased by reducing input vector size of neural network. Principle Component Analysis can reduce the dimension of data. In the video input in real time from a CCTV was experimented and in case of color segment, the result shows different success rate depending on camera settings. Experimental results show proposed method attains 30% higher recognition performance than the conventional method.

Key Words : Object Detection, Neural Network, Mahalanobis Distance, Object Tracking

Received 30 December 2015, Revised 30 January 2016
Accepted 20 February 2016, Published 28 February 2016
Corresponding Author: Sung-Kwan Kang(Inha University)
Email: kskk1111@empas.com

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

요즘 들어 자동 객체 인식은 컴퓨터 비전 연구 분야에서 활발히 연구되어 오고 있다. 객체 검출은 객체 인식 시스템에서 객체를 인식하기 전에 이루어져야 하는 중요한 단계이다. 이런 객체 검출은 여러 가지 방법으로 수행될 수 있다. 객체 영역 검출에 관한 기존 연구들은 크게 형판 정합 모델(template matching model), 특징 기반의 상향식 모델(feature-based bottom-up model), 지식 기반의 하향식 모델(knowledge-based top-down model), 외형 기반 모델(appearance-based model)의 종류로 구분해서 볼 수 있다. 형판 정합 모델은 표준적인 객체의 패턴을 미리 구성하고, 입력 영상과의 상관관계를 비교하여 객체를 검출하는 방법이다. 특징 기반의 상향식 모델은 객체 영상들의 공통적인 특징들을 추출해 내고, 이를 기반으로 객체 검출을 수행한다[1]. 지식 기반의 하향식 모델은 객체에 대한 일반적인 선행 지식을 바탕으로 일정한 모델 혹은 규칙을 정한 후, 이를 바탕으로 객체 검출을 수행한다.

제안하는 방법에서는 주로 객체의 중심이 객체 중심으로 가정한다. 외형 기반 모델은 통계적이고 수학적인 방법으로 객체 패턴을 추출하고, 이를 바탕으로 객체 검출을 수행한다[2,3]. 이들은 공통적으로 객체의 특정한 패턴을 학습시키고, 새로 입력된 영상의 패턴과 학습된 통계적 특성을 비교하여 객체를 검출한다[4].

본 논문에서 제안하는 방법은 신경망 기반 모델로써, 객체 패턴을 sub-region과 Haar 웨이블릿 변환을 이용하여 모델링하고 Bayesian 분류기를 이용하여 객체의 검출을 시도한다. 객체의 검출은 영상의 각 점의 값들을 그대로 이용하여 검출할 수도 있고, 또는 이 값들을 이용하여 특징을 추출하여 검출할 수도 있다. 각 점의 값들을 그대로 사용하면 복잡성이 증가하여 검출하는데 시간이 오래 걸리고, 차원이 높아지기 때문에 자료의 분포를 측정하기 위해서 상당히 많은 표본들을 필요로 하게 된다[5]. 따라서 영상에서 특징을 추출하여 검출하면 복잡도도 낮아지고 검출 속도도 향상시킬 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 객체 영상의 주파수 특성에 대한 Haar 웨이블릿 변환에 대하여 소개한다. 3장에서는 객체에 대한 판독 구현, 결합과 조절 전략의 대한 내용, 데이터 전송시 속도의 증가 및 전

처리 과정에 대하여 설명한다. 4장에서 실험을 통해 제안하는 신경망 알고리즘을 기반으로 하는 방법이 외형 기반으로 하는 이전의 방식보다 더 우수하다는 것을 보여준다. 5장에서 결론 및 향후 개선방향에 대하여 서술한다.

2. 문제 정립

2.1 강인한 객체 탐색 및 추적 방법

실시간 영상이 입력되는 서베일런스 네트워크에서 영상 데이터 전송의 부담을 줄이기 위하여 신경망과 차영상을 기반으로 하는 객체 추적 방법을 제안한다. 이 알고리즘들을 이용한 객체의 탐색은 영상 데이터 전송과 객체 탐색의 관점에서, 이동하는 객체의 상황 기반 방법, Bayesian 상황 인식 방법을 기초로 구성되어진다. 본 논문에서는 sub-region과 Haar 웨이블릿 변환을 이용하여 흑백 영상에서 객체의 특징을 추출하고 있다. Sub-region은 객체 영상의 지역적인 특징을 나타낼 수 있다.

본 논문에서는 16 * 16 크기의 검출 영역을 기준으로 영상에 포함된 객체를 찾는다. 그러나 16 * 16의 검출 영역의 모든 점들을 그대로 이용해서 패턴으로 사용하면 복잡도가 증가하기 때문에 계산량이 많아지게 된다. n차원의 자료 분포를 나타내기 위해서는 n+1개 이상의 표본이 필요하다. 본 논문에서는 영상의 특징을 추출하여 차원을 감소 시켜서 사용한다. 각 특징 추출 방법을 적용하기 전에 영상의 질을 개선하기 위해서 전처리 단계로 히스토그램 평활화(histogram equalization)를 적용한다.

2.2 Sub-region을 이용한 특징 추출

Sub-region을 이용하여 특징을 추출하면 객체 영상의 지역적인 특징을 나타낼 수 있다. 객체 영상에서 모양, 크기, 색상 등의 각 구성 요소들에 대한 점의 값들은 비슷하게 이루어져 있다. 따라서 이러한 특성을 이용하면 객체의 특징을 추출할 수 있다. 이러한 특징을 이용해서 16*16의 검출 영역에 대해서 54차원의 특징을 추출한다. 객체 영상을 2*2, 3*3, 4*4, 5*5로 줄여서 각 sub-region의 평균값들을 검사하는 영역의 특징 벡터로 사용한다. Haar 웨이블릿 변환을 이용하면 객체 영상의 주파수 특성을 추출할 수 있다. 주파수 영역에서의 영상의 특징은 고주파 성분보다 저주파 성분에서 크게 나타난다. 16*16

의 영상에서 3 단계의 Haar 웨이블릿 변환을 이용하여 특징을 추출하였다. 이는 검사 영역을 8*8의 영상으로 변환하여 Haar 웨이블릿 변환을 수행한 것과 같은 결과를 얻는다.

8*8 영상에서 한 개의 실수 값이 되는데, 이는 전체 영상의 평균값을 가지게 된다. 이 변환을 통해서 6 차원의 특징 벡터를 얻을 수 있고, 이는 주어진 영역의 주파수 특성을 가지게 된다.

3. 객체 추적 알고리즘의 설계

3.1 차영상을 이용한 추적 알고리즘

제안하는 시스템은 객체 위치를 찾을 때 두 가지 과정으로 진행된다. 하나는 객체가 있는지 없는지의 여부이고, 둘째는 탐색하기 위한 객체 위치의 정확성이다. 본 논문에서는 객체의 특징점을 벡터화 하기 위하여 2D Haar wavelet을 이용하여 벡터값을 얻는다[5,6]. Bayesian 분류기를 학습하기 위해서 많은 양의 사람 객체와 비사람 객체 이미지가 필요하다. 이러한 이미지들은 같은 스케일(16*16)을 갖기 위해서 표준화 된다. Bayesian 방법에서는 사람 객체와 비사람 객체로 나누기 위해서 적어도 두가지 클래스 모델이 이용된다: 첫째는 사람객체 클래스 모델, 또 하나는 비사람 객체 클래스 모델이다. [Fig. 1]에서 차영상의 영역이 언제나 사각형 영역내의 한 부분 집합이 된다는 것을 인식할 수 있다. 따라서 객체 검출과 실시간 영상을 보내기 위한 벡터량은 차영상을 이용한 방법이 사각형을 기반으로 하는 방법보다 더 감소되며 차영상을 이용하는 기술이 사각형을 기반으로 하는 방법보다 더욱 더 데이터 송신 부담을 줄일 수 있다.

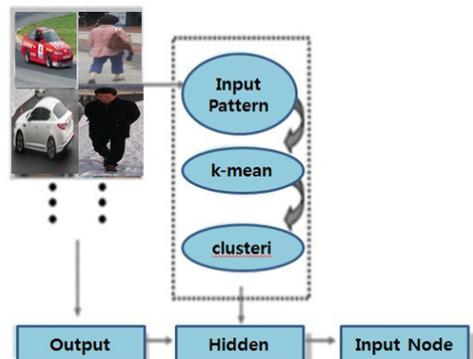


[Fig. 1] Tracking of The Car Object

본 논문에서 서술하는 기술에서는 객체를 추적하기 위하여 데이터 전송 부담을 줄이기 위한 세가지 설계 목표가 존재한다. 첫째는, 차영상을 위한 전처리 시간을 극소화 하는 것이고 둘째는 서버와의 통신량의 측면에서 전송 부하의 최소화이다. 셋째는, 객체의 검출을 위한 입력 영상에 대한 계산량의 최소화이다.

후처리 방법은 중복해서 나타나는 객체의 영역에서 불필요한 부분을 제거하여 객체 검출의 신뢰도를 높인다. 객체 검출의 방법은 단독으로 활용되기보다는 다른 응용과 함께 사용되기 때문에 시스템의 속도를 개선할 수 있으며, 비용을 감소할 수 있다. 객체의 위치와 크기를 알 수 없기 때문에 한 장의 이미지에서 객체를 검출할 때 한 장의 이미지를 여러번 리사이징해서 객체를 검출하며, 3 픽셀 단위로 윈도우를 검색하므로, 겹쳐서 나타나는 부분이 있다. 따라서 이 후처리 알고리즘이 실시간 서버일런스 네트워크에서 객체 검출에 있어서 효과적이라고 볼 수 있다[7].

상기 방법들로 분류된 객체 데이터의 분포를 분석하여, 이미지의 분산 정도가 가장 적고, 각 상황별의 이미지의 수가 비슷한 분류기를 선택하였다. 이는 베이지안 분류기를 이용하여, 분류기를 생성하기 위하여, 사전확률을 동일하게 하기 위하여 되도록이면, 유사한 개수로 분류된 영상을 선택하기 위함이다. 따라서 본 논문에서는 객체 검출을 위하여 객체의 데이터를 K-means 방법을 선택하였다. 분류된 객체 이미지들을 기준으로, 평균과 분산을 계산하여 클러스터링을 평가하였다. K-means 알고리즘을 이용하여, 객체 검출에 있어 기본적인 이러한 클러스터링 기법을 기반으로 하여 객체 검출을 위한 판별 함수를 생성한다[8].



[Fig. 2] Training system architecture

[Fig. 2]에서 보여준 것처럼 네트워크를 분리한 2단계에서 학습한다. 첫 번째 단계에서 k-means 비감독 학습을 한다.

두 번째 단계에서는 K-means를 이용하여 데이터들을 클러스터링하며, 이를 기반으로 하여, 다중 분류기를 적용하여 객체 검출의 신뢰도를 높인다[9].

3.2 분류기

본 논문에서 제안하는 방법으로 추출된 특징 벡터들은 Bayesian 분류기를 통해서 객체와 비객체로 분류한다. 이는 학습 패턴들의 통계적인 특성을 분석하여 입력 패턴을 객체와 비객체로 분류하게 된다. Bayesian 공식의 기본적인 형태는 식 (1)과 같다.

$$P(\omega_i | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \omega_i)P(\omega_i)}{p(\mathbf{x})} \quad (1)$$

여기서 객체와 비객체에 대한 각각의 판별 함수, $g_f(\mathbf{x})$ 와 $g_n(\mathbf{x})$ 를 아래의 식 (2)와 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} g_f(\mathbf{x}) &= \ln p(\mathbf{x} | \omega_f) + \ln P(\omega_f) \\ g_n(\mathbf{x}) &= \ln p(\mathbf{x} | \omega_n) + \ln P(\omega_n) \end{aligned} \quad (2)$$

객체와 비객체의 두 종류로 분류하기 때문에 한 개의 판별식, $g(\mathbf{x})$ 를 사용할 수 있으며, 이는 식 (3)과 같이 정의할 수 있다.

$$g(\mathbf{x}) = g_f(\mathbf{x}) - g_n(\mathbf{x}) \quad (3)$$

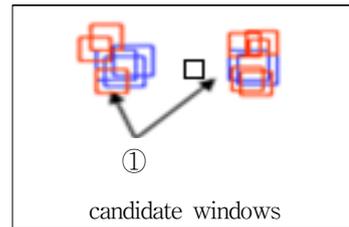
주어진 패턴, \mathbf{x} 는 식 (3)의 판별식을 사용해서 아래의 식 (4)와 같은 방법으로 객체와 비객체로 분류할 수 있다.

$$\mathbf{x} \in \begin{cases} \omega_f & g(\mathbf{x}) > 0 \text{ 이면} \\ \omega_n & \text{그렇지 않으면} \end{cases} \quad (4)$$

비객체가 객체와 달리 모델링하기 어려운 것은 특징을 나타낼 수 없다는 것이다. 객체라는 대상을 제외한 모든 것이 비객체이기 때문에, 이 모든 것들의 특징을 뽑아서 비객체의 모델을 만들기는 어려운 일이다. 따라서 여기서는 객체 표본에 대한 Mahalanobis 거리를 기준으로

객체와 유사한 비객체를 모델링 한다[10].

검출된 예제들 [Fig. 3]에 표시된다. [Fig. 3]에 표시된 모든 상자들은 Bayesian 판별식 방법이 결정한 객체 위치와 윈도우 크기에 해당한다. 파란색 상자들은 알맞은 위치와 빨간색 상자들은 오류 위치이다. 여기서 몇 개 오류 위치가 생길 수 있지만 이 오류들은 합병 전략에 의해 제거 된다. 합병 전략은 검출 오류를 줄이고 윈도우들을 고안함으로써 객체 위치 찾는 방법의 신용을 높인다. 실험들은 객체 근처에는 여러 개의 객체 후보자 영역들이 많이 생기는 데, 여러 탐지 영역이 최소화 되는 것을 보여준다[11].



[Fig. 3] Example of multiple detections of object candidate windows

3.3 데이터 전송 부담의 최소화

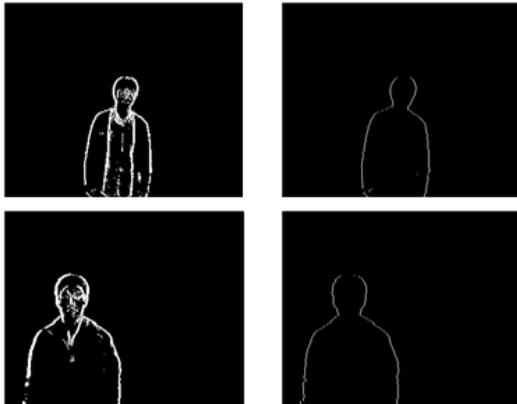
서베일런스 네트워크에서 데이터 전송 부담을 줄이기 위하여 입력 영상 안에서 검출된 객체에 대한 특징점 계산과 벡터 계산량에 대한 비용을 최소화 하는 것은 객체와 비객체를 분류하고 분류된 객체를 빠르게 인식하기 위하여 실시간 시스템에서 상당히 중요한 요소가 된다 [12].

3.4 주성분 분석에 의한 신경망의 속도 개선

신경망은 입력벡터의 크기가 클수록, 은닉 노드의 수가 많을수록 계산 시간이 길어지며, 학습 시간 또한 길어진다. 이는 학습 데이터의 개수를 제한시키는 요인이 되며, 검색 시간 또한 길어지게 된다[13]. 따라서 효과적인 신경망의 사용을 위해서는 입력 벡터의 수를 줄일 필요가 있다[14]. 본 논문에서는 주성분 분석이 갖는 차원 감소 효과를 이용하여 신경망 입력 벡터의 수를 줄임으로써, 학습 속도의 개선하고 검색 수행시간을 단축하였다.

검색은 영상의 좌측 상단부터 우측 하단의 순서로 이루어지며, 시간의 감소를 위하여 2픽셀의 간격으로 좌

서 우로, 위에서 아래로 이동하며 20×20의 서브 이미지 (sub image)를 생성하고, 히스토그램 평활화와 정규화, 1차원 벡터화 및 주성분 분석에 의한 차원 감소를 수행한다[15]. 이렇게 추출된 1차원 벡터를 학습된 신경망에 통과시켜 객체 여부를 판단한다. 객체 영역의 중심은 검출된 객체의 중심으로 [Fig. 4]와 같이 정의된다.



[Fig. 4] Tracking of an object based on a neural network

두개의 신경망 모두의 결과가 객체 영역으로 인정할 경우만 객체 영역으로 판정한다. 객체 영역으로 판정되면, 영역의 위치 정보와 크기 정보를 저장하고 검색을 종료한다.

4. 실험 결과

서버일러스 네트워크에서 객체 검출 시스템이 실질적으로 활용되기 위해서는 앞서 언급했던 바와 같이 실시간으로 입력되는 동영상에서 객체 영역을 빠르게 검출할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 다양한 객체를 실험 데이터로 하였으며, 각 객체가 카메라 앞에서 100장의 영상이 추출될 때 까지 객체의 검출 여부를 실험하였다. 실험은 각기 다른 4가지의 배경으로 수행되었으며, 객체의 위치와 각도는 자유롭게 하였다.

실험 결과는 주성분 분석과 칼라 분할에 의한 시간 단축 과정이 추가되어 실질적인 객체 검출 및 추적 시스템의 검출 결과로 볼 수 있다.

<Table 1>에는 Bayesian 분류기와 합병전략을 사용

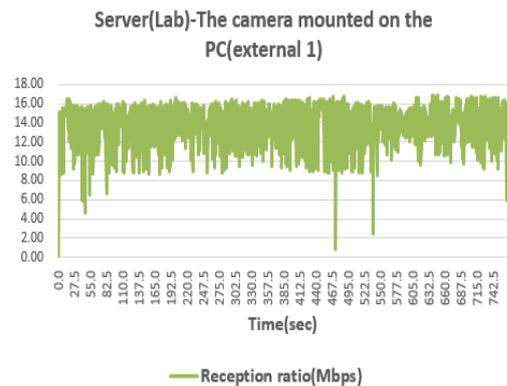
한 실험의 결과를 보여 준다. 100 프레임을 기준으로 10개의 객체를 실험한 결과 객체 검출의 평균 성공률은 97.50%, 평균 검색 시간은 0.026초로 기존의 방법보다 월등한 검색 성공률과 검색 시간의 감소를 보인다.

실험 결과 배경 1과 3, 4에서는 95%이상의 성공률을 보이나, 배경 2에서는 성공률이 저하되었다. 이는 배경 영상에 객체의 색상과 유사한 영역이 존재하기 때문에 칼라 분할에 잡음 영역이 생기고 객체 영역의 분할이 잘못 되었기 때문이다.

<Table 1> In the movie of the same background object detection experiment

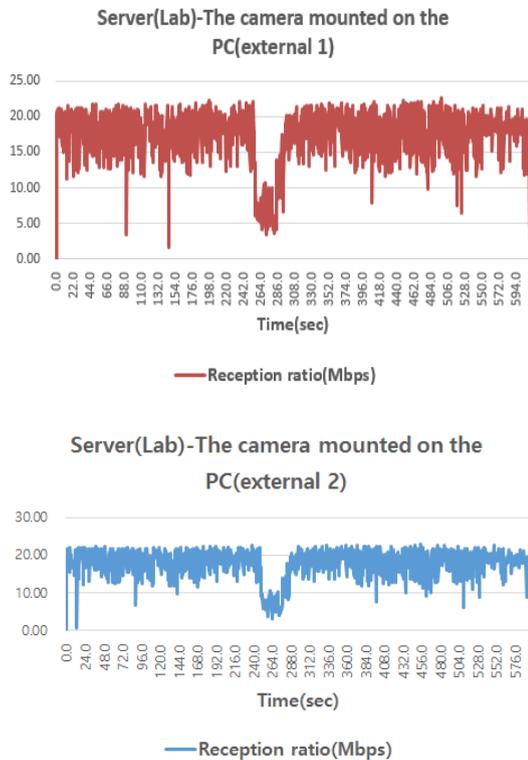
| | Number of images | Detection success | Failure detection | Detection success rate(%) | The average search time (in seconds) |
|-----------|------------------|-------------------|-------------------|---------------------------|--------------------------------------|
| Object 1 | 100 | 98 | 2 | 98 | 0.012048 |
| Object 2 | 100 | 96 | 4 | 96 | 0.145631 |
| Object 3 | 100 | 98 | 2 | 98 | 0.009524 |
| Object 4 | 100 | 100 | 0 | 100 | 0.019417 |
| Object 5 | 100 | 96 | 4 | 96 | 0.009709 |
| Object 6 | 100 | 95 | 5 | 95 | 0.019048 |
| Object 7 | 100 | 98 | 2 | 98 | 0.009709 |
| Object 8 | 100 | 97 | 3 | 97 | 0.015021 |
| Object 9 | 100 | 98 | 2 | 98 | 0.016598 |
| Object 10 | 100 | 99 | 1 | 99 | 0.009935 |
| Average | 100 | 97.5 | 2.5 | 97.5 | 0.026664 |

다음 [Fig. 5]는 기존의 방법을 이용하여 객체를 탐색 및 추적하였을 때 CCTV로부터 얻어진 동영상을 실험실 쪽의 서버로 송신할 때의 전송률의 변화를 보여준다.



[Fig. 5] Transmission of image data based on square-based tracking method

[Fig. 6]은 본 논문에서 제안하는 신경망과 주성분 분석 기반 방법을 이용하여 카메라로부터 획득된 영상을 실험실의 서버로 전송할 때의 전송 데이터량을 보여준다.

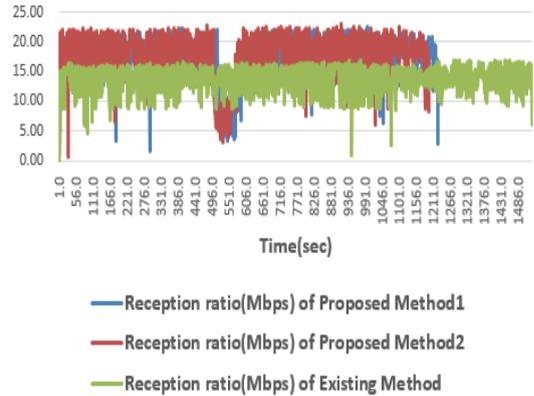


[Fig. 6] Transmission of image data based on minimal contour

[Fig. 7]은 두 방법간의 수신율을 비교한 결과 그래프이다. [Fig.7]에서 보는 바와 같이 제안하는 방법을 이용하여 객체에 대한 영상 데이터를 서버로 전송하였을 때 수신율이 훨씬 더 높고 시간도 더 단축됨을 알 수 있었다. 기존의 방법의 수신율은 대략 16Mbps정도이나 제안하는 방법의 수신율은 평균 23Mbps정도로 측정되었다. 약 1GB(기가바이트) 용량의 실시간 영상 파일을 전송받는 시간도 제안하는 방법으로 하였을 때 약 180초 정도 단축되는 것을 알 수 있었다. 이로 인해 서베일런스 네트워크에서 평균 약 30% 가량의 데이터 전송 부담이 줄어들음을 실험을 통해 알 수 있었다.

실험에서는 네트워크의 중간 노드에 해당하는 컴퓨터들의 전송 속도나 대역폭을 고려하여 5대의 PC 중에서

50번의 실험 동안에 각각 10번씩 교대로 진행하였다. 가정용 PC에서 10Mbps 정도의 속도로 나오는 경우에 실패할 가능성이 있었다.



[Fig. 7] Comparison between the two methods

5. 결론

본 논문에서는 객체 인식을 사용하는 실시간 시스템을 위해 영상 내 객체의 위치 및 포즈 정보, 객체 영역의 정보를 빠르게 검출 할 수 있는 방법을 제안하였다. 실시간 시스템을 위한 검출 응답 속도에 중점을 두고 시스템을 구성하였으며, 검색 영역의 축소와 수행 시간의 단축으로 검출 반응 속도를 빠르게 하였다.

객체의 색상 정보와 움직임 정보를 이용하여 영상내의 검색 영역을 축소하고, 축소된 영역에서 신경망을 이용하여 정확한 객체의 위치를 검색해 낸다. 신경망의 입력 벡터는 주성분 분석을 통해 축소시킴으로써, 신경망의 학습 시간과 응답시간을 빠르게 하였다.

실험은 마할라노비스 거리에 의해 검출의 성공 여부를 판정하였으며, 실험 결과 정지 영상의 경우 89.43%의 검출 성공률과 3.07초의 검색 응답 시간을 보였다. 동영상의 경우 97.5%의 검출 성공률과 0.026초의 검색 응답을 보여, 차영상과 칼라 분할에 의한 검색 영역의 축소 효과와 주성분 분석에 의한 신경망 응답 시간 축소 효과가 큰 것으로 나타났다. 객체 모양 추정의 경우 80.69%의 전체 성공률을 보였으며, 객체 영역의 경우 94.54%의 검출 성공률을 보였다.

객체 정보를 사용하는 시스템들이 실시간으로 동작하

며 빠른 검출 응답 시간을 요구하므로, 본 논문의 실험 결과에서 서베일런스 네트워크에서의 검출 결과는 매우 고무적이다.

REFERENCES

- [1] W. Zhang and G. Cao, Dynamic Convoy Tree-Based Collaboration for Target Tracking in Sensor Networks, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 3, No. 5, pp.25-35, September 2004.
- [2] D. R. Kincaid and W. W. Cheney, Numerical Analysis: the Mathematics of Scientific Computing, Van Nostrand, 1991.
- [3] S. M. LaValle, Planning Algorithms, Cambridge University Press, 2006.
- [4] J. O'Rourke, Computational Geometry in C, 2nd Edition, Cambridge University Press, 1998.
- [5] Liu. Chengjun ; H.Wechsler.; "Enhanced Fisher linear discriminant models for face recognition," *Pattern Recognition*, 1998. Proceedings. Vol. 2, No.16-20 pp. 1368-1372, Aug.1998
- [5] S. J. Maybank, A. D. Worrall and G. D. Sullivan, Filter for Car Tracking Based on Acceleration and Steering Angle, *British Machine Vision Conference*, 1996.
- [6] J. L. Hill and D. E. Culler, Mica: a Wireless Platform for Deeply Embedded Networks, *IEEE Micro*, Vol. 22, No.1, Dec 2002.
- [7] V. and P. R. Kumar, Principles and Protocols for Power Control in Wireless Ad Hoc Networks, *IEEE J. Sel. Areas Commun. (JSAC)*, Vol.1, pp.76 - 88, January 2005.
- [8] V. Kawadia and P. R. Kumar, Power Control and Clustering in Ad Hoc Networks, *IEEE Infocom*, March 2003.
- [9] Y. Ko, V. Shankarkumar and N. H. Vaidya, Medium Access Control Protocols Using Directional Antennas in Ad Hoc Networks, *IEEE Infocom*, March 1999.
- [10] A. Aljadhai and T. F. Znati, Predictive Mobility Support for QoS Provisioning in Mobile Wireless Environments, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications (JSAC)*, Vol. 19, No. 10, October 2001.
- [11] P. Phillips, "The FERET Database and Evolution Procedure for Object Recognition Algorithms," *Image and Vision Computing*, Vol. 16, No. 5, pp. 295-306, 1999.
- [12] H. Weiming, T. Tieniu, Fellow, IEEE, L. Wang, and S. Maybank, "A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, Vol. 34, No. 3, pp.212-225, 2004.
- [13] T. Yang, Q. Pan, J. Li, Y. Cheng, C. Zhao, "Real-Time Head Tracking System With an Active Camera", In *Proc. of the World Congress on Intelligent Control and Automation*, Hangzhou, PR China, 2004.
- [14] A. Gomez, M. Fernandez, O. Corch, *Ontological Engineering*, 2nd Edition, Berlin Heidelberg, New York, 2004.
- [15] A. Celentano, O. Gaggi, "Context-Aware Design of Adaptable Multimodal Documents", *Multimedia Tools and Application*, Vol. 29, pp. 7-28, 2006.
- [16] MyounJae Lee, "A Study on Convergence Development Direction of Gesture Recognition Game", *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 5, No. 4, pp. 1-7, 2014.
- [17] Yujia Zhai, "Stable Tracking Control to a Non-linear Process Via Neural Network Model", *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 5, No. 4, pp. 163-169, 2014.

강성관(Kang, Sung Kwan)



- 2001년 2월 : 인하대학교 컴퓨터공학부(학사)
- 2005년 8월 : 인하대학교 정보통신공학과(석사)
- 2006년 9월 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부(박사과정)
- 관심분야 : 컴퓨터 비전, HCI
- E-Mail : kskk1111@empas.com

천 상 훈(Chun, Sang Hun)



- 1990년 2월 : 인하대학교 전자공학과(학사)
- 1992년 2월 : KAIST 전기및전자공학과(석사)
- 2000년 2월 : 인하대학교 전자공학과(박사)
- 2000년 3월 ~ 현재 : 인천재능대학교 정보통신과 부교수

- 관심분야 : 트래픽 제어, 네트워크, 영상 통신
- E-Mail : wintari@naver.com