

Design Of Intrusion Detection System Using Background Machine Learning

Hyung-Hoon Kim*, Jeong-Ran Cho**

Abstract

The existing subtract image based intrusion detection system for CCTV digital images has a problem that it can not distinguish intruders from moving backgrounds that exist in the natural environment. In this paper, we tried to solve the problems of existing system by designing real - time intrusion detection system for CCTV digital image by combining subtract image based intrusion detection method and background learning artificial neural network technology. Our proposed system consists of three steps: subtract image based intrusion detection, background artificial neural network learning stage, and background artificial neural network evaluation stage. The final intrusion detection result is a combination of result of the subtract image based intrusion detection and the final intrusion detection result of the background artificial neural network.

The step of subtract image based intrusion detection is a step of determining the occurrence of intrusion by obtaining a difference image between the background cumulative average image and the current frame image. In the background artificial neural network learning, the background is learned in a situation in which no intrusion occurs, and it is learned by dividing into a detection window unit set by the user. In the background artificial neural network evaluation, the learned background artificial neural network is used to produce background recognition or intrusion detection in the detection window unit. The proposed background learning intrusion detection system is able to detect intrusion more precisely than existing subtract image based intrusion detection system and adaptively execute machine learning on the background so that it can be operated as highly practical intrusion detection system.

▶ Keyword: Intrusion Detection, network CCTV Image, Background Differencing Technique, Artificial Neural Network, Background Machine Learning

I. Introduction

컴퓨터정보통신기술 및 정보처리기술의 눈부신 발전을 기반으로 사회 각 분야에서 4차산업혁명시대를 이끌고 있는 인공지능, 빅데이터, 사물인터넷 등과 같은 핵심 기술의 접목과 융합기술을 사용한 새로운 산업과 제품 개발이 늘어나고 있는 추세이다. 이와 같은 4차산업혁명시대의 핵심 기술의 사용은 기존의 방법으로 해결하지 못하거나 효율성이 떨어지는 문제점을 개선하여 각 산업 현장 및 사회분야에 실질적으로 사용될 수 있는 성과를 만들어냄으로써 산업혁명시대라 부를 수 있는 큰 변화를 일으키고 있다.

CCTV는 초기에 매우 특정한 분야에서 제한된 형태로만 사용되어 오다가 컴퓨터 및 정보통신기술과 접목된 네트워크 카메라 형태로 발전하면서 이에 대한 활용 분야 및 이용 형태가 매우 다양해져 가고 있으며, 실질적으로 많은 역할을 수행하는 방향으로 갈수록 확산되고 있는 상황이다. 일반적으로 정보통신기술이 접목된 CCTV의 활용 분야가 일반기업, 군사, 경찰, 개인 등 사회 전 분야에 걸쳐 방법 및 보안의 용도로 사용되고 있으며, 활용 목적과 내용도 CCTV 촬영 영상정보를 컴퓨터기

• First Author: Hyung-Hoon Kim, Corresponding Author: Jeong-Ran Cho

*Hyung-Hoon Kim (hkim@kwu.ac.kr), Dept. of Cosmetic Science, Kwangju Womens University

**Jeong-Ran Cho (jrcho@kwu.ac.kr), Dept. of Health Administration, Kwangju Womens University

• Received: 2019. 04. 25, Revised: 2019. 05. 20, Accepted: 2019. 05. 20.

반의 정보처리기술로 처리하여 이로부터 다양한 정보를 수집하는 등 발전을 거듭해가고 있는 추세이다.

사회 전반에 걸쳐 보안이나 안전 강화 및 범죄 예방의 필요성이 증가됨에 따라 CCTV를 활용한 지능형 영상보안 시스템의 구축이 활발하게 진행되고 있다. 그러나 CCTV가 일반화 되어 누구나 쉽게 구축할 수 있는 환경이 갖추어져 있다하더라도 제한된 경비 보안 관리자에 의한 감시와 운영에는 많은 어려움이 존재한다. 따라서 이를 개선하기 위해 최근 정보통신기술이 접목된 자동 침입 탐지 등 지능형 영상보안 시스템에 대한 필요성이 높아져가고 있다.[1]

자동 침입탐지를 위해 가장 많이 사용되는 방법은 배경 차영상을 사용하는 방법이다. 배경 차영상탐지 방법은 배경누적평균이미지와 현재 프레임이미지 사이의 차이를 계산하고 사용자가 설정한 임계값 이상의 차이가 나는 화소 값과 화소의 수량을 기준으로 침입 또는 움직임을 판단하는 방법이다. 그러나 이러한 방법은 움직이는 나무들, 그림자 등의 일상적인 배경의 상황과 실제 침입의 상황을 구분하지 못하고 오침입탐지를 발생하거나 침입을 탐지하지 못하는 문제점이 존재한다.[2]

본 논문에서는 4차산업혁명시대의 핵심기술 가운데 하나인 인공지능영상 기술과 차영상기반의 침입탐지시스템을 접목함으로써 기존 차영상기반 침입탐지시스템의 문제점을 개선할 수 있는 배경학습기반 침입탐지시스템을 제안하였다. 인공지능영상을 사용한 배경에 대한 기계학습 기술을 결합하여 사용함으로써 기존 침입탐지의 개념과 성능을 기본적으로 활용하면서 추가적으로 기계학습에 의한 결과를 결합하여 보다 섬세하고 정확한 침입탐지시스템이 될 수 있도록 설계하였다.

기존의 차영상기반의 침입탐지시스템은 매우 간결한 구조로 배경이미지와 현재프레임이미지의 차이를 근거로 변화되는 값을 구하여 효과적으로 침입을 탐지한다는 장점을 가지고 있다. 그러나 바람에 움직이는 나무, 햇빛에 의한 그림자 등 정상적으로 움직이는 배경과 침입자를 구분하여 탐지할 수 있는 섬세한 판단이 어렵다는 문제점이 있고 이것은 침입탐지시스템을 실용화하는데 있어서 상당한 걸림돌이 되고 있다. 본 논문에서 제안된 배경학습기반 침입탐지시스템은 이와 같은 움직이는 배경을 학습하도록 함으로써 움직이는 배경과 침입자를 보다 섬세하게 구분하여 탐지할 수 있도록 하여 침입탐지시스템을 실용화하도록 개선하였다.

일반적으로 인공지능영상을 적용하고자 할 때 문제점 가운데 하나는 대량의 잘 준비된 훈련데이터의 확보와 변화되는 환경에 적응하기 위하여 적절한 시점에 인공지능영상을 재훈련하는 과정이 필요하다는 것이다. 본 논문에서는 별도의 사용자의 개입 없이 침입탐지시스템이 사용되고 있는 과정 중에 CCTV로부터 촬영된 실시간 영상을 훈련데이터로 수시로 활용할 수 있도록 설계하였다. 또한 배경학습기반 침입탐지시스템은 사용자가 이 시스템의 설치, 운영 환경에 따라서 탐지창과 탐지민감도를 적절하게 설정할 수 있도록 함으로써 다양한 환경에 능동적으로 적용할 수 있도록 설계하였다.

II. Related works

2.1 Automatic Foreground Motion Detection

자동 전경 움직임 탐지 알고리즘은 전경 움직임 탐지와 전경 추출, 배경이미지 갱신과 배경 통계정보 산출이라는 두 단계로 구성된다.

1) Foreground motion detection and foreground extraction

전경 움직임 탐지 및 추출 알고리즘은 네트워크 카메라로부터 녹화된 디지털 영상데이터를 프레임 단위로 읽어 들여 배경 이미지와 차영상을 활용하여 움직이는 전경물체를 탐지하고 이를 추출하는 단계이다. 전경 움직임 탐지를 위한 알고리즘의 개요는 그림 1과 같다.[3]

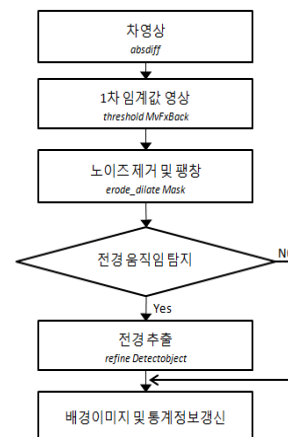


Fig. 1. Overview of foreground motion detection and extracting algorithm

차영상은 누적 평균하여 계산된 배경이미지와 현재 프레임 사이의 차이로 만들어지는 영상을 생성하며, 이를 위하여 OpenCV 라이브러리 absdiff() 함수를 사용하였다. 1차 임계값 영상은 차영상으로부터 배경 통계정보를 통해 구분된 움직임 배경, 고정배경, 일반배경 영역에 따른 임계값을 기준으로 임계값 영상을 생성하였다. 노이즈 제거 및 팽창은 1차 임계값 영상으로부터 움직이는 배경에 대해 노이즈를 강하게 적용하고, 고정배경 및 일반배경에 대해서는 약하게 적용하도록 OpenCV라이브러리의 erode()함수와 dilate()함수를 주요 함수로 사용한 erode_dilateMask()함수를 이용하였다. 전경물체추출은 전 단계의 노이즈제거 및 팽창의 결과가 전경 움직임 탐지 결과로 판단된 경우에 탐지된 전경물체를 보다 정밀하게 추출하기 위한 과정으로 수행되며 refineDetectObject()함수를 사용하였다.[3][5][6]

2) Background image update and calculation of background statistical information

배경 차영상을 이용한 방법에서 움직이는 전경물체를 정확

하게 탐지하기 위해서는 배경이미지의 정확성이 많은 영향을 준다고 볼 수 있다. 따라서 배경이미지에 영향을 줄 수 있는 움직이는 나무와 그림자 등과 같은 배경이미지의 특성을 파악하고 이를 이용하기 위하여 배경이미지에 대한 표준편차 정보를 계산하였고, 햇빛에 의해 그림자가 이동하는 등의 환경 노이즈에 의한 오탐지율을 줄이기 위하여 현재 프레임의 배경이미지에 대한 반영 비율을 일정한 시간을 주기로 변화하도록 하는 배경이미지 갱신 및 배경 통계정보를 활용하였다.

배경에 대한 표준편차 정보를 활용하여 보다 올바른 누적 평균 배경이미지를 산출하도록 하였고 이러한 표준편차 정보는 움직이는 전경물체의 탐지 및 추출에도 활용된다. 일반적으로 움직이는 나무와 같은 움직이는 배경은 전경물체 보다는 상대적으로 상시적으로 움직이는 특성이 있으므로 이를 배경에 대한 표준편차의 값에 반영되도록 하기 위하여 표준편차의 누적 비율을 기존 값, 즉 상시적인 편차값의 비중을 크게 하도록 하였다.

2.2 Artificial Neural Network

인공신경망은 복잡한 다차원적 문제에 대한 데이터 모델링 및 패턴인식 능력을 통하여 사람의 학습과 일반화 능력을 시뮬레이션 한다. 인공신경망이 기존의 일반적 데이터처리 기법과 다른 특징은 특별한 수학적 함수 관계 없이 입력과 출력 사이의 관계성을 일반화할 수 있다는 것이다.

새로운 인공신경망이 계속적으로 개발되면서 많은 유형이 존재하지만, 모든 인공신경망은 전이함수, 학습 규칙, 연결 형식에 의하여 종류가 분류될 수 있다. 가장 일반적으로 사용되는 인공신경망의 종류는 오차역전파로 훈련된 전방향 전파 인공신경망이다. 그림 2에 보인 것과 같이 전방향 전파 인공신경망은 입력층, 하나 이상의 은닉층 그리고 출력층으로 구성된다.

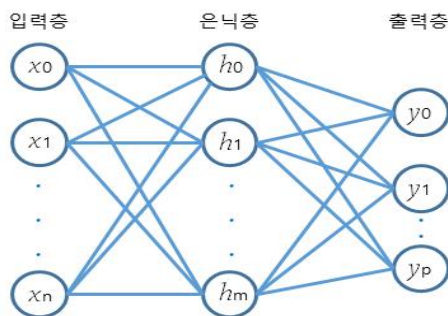


Fig. 2. Structure of artificial neural network

입력층은 외부 소스로부터 데이터를 공급 받으며, 은닉층은 입력층에서 입력된 데이터를 연결된 링크의 가중치에 근거하여 다음 계층에 전달한다. 최종 결과 값은 출력층에 생성된다. 각 계층의 노드는 다음 계층에 대한 출력을 계산하기 위해 이전 계층으로부터 입력을 받아 합계를 계산하고 시그모이드 전이함수에 의하여 출력을 식 (1), (2)와 같이 계산한다.[4]

$$y_j = b + \sum w_{ij}x_i \quad (1)$$

$$f(y_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha y_j)} \quad (2)$$

식 (1)에서, w_{ij} 는 이전 계층에 있는 노드 i 와 현재 계층에 있는 노드 j 사이의 링크에 대한 가중치이고, x_i 는 이전 계층으로부터의 출력 값이고 b 는 편향 값이다. 식 (2)는 전이함수로 사용된 시그모이드함수로서 $f(y_j)$ 는 출력 값으로 다음 계층에 전달되는 값이고, α 는 시그모이드 함수의 형태와 관계된 파라미터이다. 이 시그모이드 함수의 장점은 과도한 감쇠 없이 작은 신호를 통과시킬 수 있고, 포화 없이 큰 신호를 수용할 수 있다는 것이다. 시그모이드 함수의 비선형성은 α 가 증가함에 따라 강화된다.

인공신경망에서 은닉층의 개수와 은닉층에 포함되는 노드의 개수는 인공신경망의 기능과 성능에 영향을 준다. 최적의 은닉층의 개수와 노드의 개수에 대한 선택은 일반적으로 시행착오의 방법으로 결정되어 진다. 또한 훈련 데이터의 크기 및 훈련의 양은 인공신경망의 사용에 있어서 매우 중요하다. 덜 훈련된 인공신경망은 큰 오류를 가지게 되며, 너무 과하게 훈련된 인공신경망은 패턴인식 및 일반화에 대한 능력을 오히려 떨어뜨리는 현상을 만들기 때문이다.[7]

III. Proposed Scheme

대부분의 기존 침입탐지시스템은 자동전경움직임탐지 개념을 기반으로 하고 있다. 자동전경움직임탐지시스템으로 가장 많이 사용되며 효과적인 방법은 배경 차영상 방법이다. 배경차영상 방법은 디지털 영상데이터의 현재 프레임과 배경영상 사이의 차영상을 구하고 차영상의 결과에 대한 경험적 값을 근거로 제시된 경험적 임계값 보다 큰 차이를 갖는 경우에 현재 프레임에 움직이는 물체가 존재하거나 침입이 발생한 것으로 탐지하는 방법이다.[10][11]

그러나 기존의 움직임탐지와 침입탐지에 사용되는 기법은 배경이미지의 각 픽셀에 대한 누적 평균에 기반하여 현재 프레임과의 차이만으로 움직임과 침입을 판단하고 있고 이는 매우 단순한 한 가지 개념만으로 결정하고 있다는 문제점이 있다. 이로 인해 움직이는 배경과 침입상황을 구별하지 못하고 모두 동일한 침입탐지로 판단하거나 정상적인 배경으로 판단하게 되는 오류를 범하게 된다.

따라서 본 논문에서는 배경에 대한 기계학습을 사용하여 기존의 방법 보다 섬세하게 움직이는 배경과 침입상황을 구분하여 판단할 수 있도록 배경에 대한 기계학습기반의 침입탐지시스템 모델을 제안하였다. 제안된 시스템은 기존의 차영상기법에 인공신경망의 기계학습기법을 결합함으로써 기존 침입탐지

의 역할과 성능을 기본적으로 활용하면서 보다 섬세하고 정확한 침입탐지시스템이 될 수 있도록 하였다. 전통적인 침입탐지 시스템인 차영상방법에서는 바람에 움직이는 나무나 햇빛에 의한 그림자 등에 의한 차이와 침입객체의 움직임을 구분하지 못하지만 본 논문에서 제안한 시스템은 배경에 대한 기계학습을 통하여 움직이는 배경과 침입객체의 움직임을 보다 정밀하게 구분하여 탐지할 수 있도록 하였다.

3.1 Overview of Background Learning Intrusion Detection System

본 논문에서 제안한 배경학습침입탐지시스템은 네트워크 카메라로부터 촬영된 디지털 영상을 입력으로 받아들여 배경기계 학습과 침입탐지를 병행하여 진행하도록 설계하였다. 제안된 시스템의 개요도는 그림3과 같다.

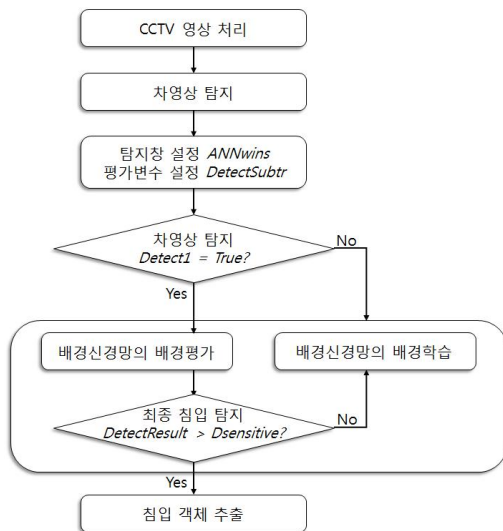


Fig. 3. Overview of Background Learning Intrusion Detection System

촬영된 디지털영상은 프레임 단위로 분할되어 차영상탐지단계, 배경신경망학습단계, 배경신경망평가단계, 침입객체추출단계로 처리된다. 침입을 탐지하는데 차영상탐지단계와 배경신경망의 최종 침입탐지단계의 두 단계를 거쳐 최종적인 침입탐지 결과를 판단하도록 함으로써 기존의 차영상기법의 단순한 차영상 임계값 기반의 침입탐지 메카니즘에 배경기계학습의 좀더 적응적이고 섬세한 침입 판단 결과를 결합하여 보다 개선된 침입탐지율로 탐지할 수 있도록 하였다.

CCTV영상처리단계에서는 네트워크카메라로부터 촬영되는 디지털영상은 실시간적으로 침입탐지시스템에 전달되거나 녹화관계프로그램에 의해 저장되고 난 이후에 저장된 디지털영상을 사용할 수 있다. 디지털영상은 침입탐지시스템 구현 및 실험 환경의 속도 및 용량을 고려하여 그레이스케일영상으로 변환하여 사용하는 알고리즘으로 설계하였다.

차영상탐지단계는 배경이미지와 현재프레임이미지 사이의

차영상을 계산하는 방법을 사용하여 침입객체의 존재 여부를 판단하는 단계이다. 배경이미지는 움직이는 침입객체를 제외한 배경이미지 부분을 누적평균을 구하여 계산된 누적평균 배경이미지이다. 이 방법은 기존 침입탐지시스템에서 일반적으로 사용되어온 방법으로 본 논문에서는 동일한 메카니즘을 사용하되 전체 침입탐지 과정의 한 부분 단계로써 침입 발생에 대한 한 부분 정보를 제공하는 역할을 수행하며, 동시에 침입이 발생되지 않은 경우에 해당할 때에는 배경기계학습단계에 대한 학습데이터를 공급하는 첫 번째 공급원 역할을 하게하였다. 그러므로 기존 침입탐지시스템에서의 침입탐지에 대한 임계값 보다 덜 민감한 임계값을 사용하는 형태로 운영되어진다.

차영상탐지단계에서 사용되는 현재프레임이미지 frameImage와 배경이미지backImage에 대한 표현은 식 (3)과 식 (4)와 같이 표현될 수 있다.

$$frameImage = \{p(i,j) | p(i,j) \in frame\ image \ i : height, j : width\} \quad (3)$$

$$backImage = \left\{ \begin{array}{l} bp(i,j) | bp(i,j) = (1-\alpha) \times bp(i,j) + \alpha \times p(i,j), \\ bp(i,j) \in backImage, p(i,j) \in frameImage, \\ mask(i,j) \neq 0 \end{array} \right\} \quad (4)$$

차영상은 식 (4)와 같이 누적 평균하여 계산된 배경이미지 backImage와 현재 프레임이미지 frameImage 사이의 차이로 만들어지는 영상을 의미하며, 이를 위하여 OpenCV 라이브러리 absdiff() 함수를 사용할 수 있다. 차영상탐지단계는 이 차영상을 통해 현재 프레임으로부터 배경이미지와 차이가 있는 부분을 결과로 얻게 되는데, 물론 이 결과는 침입탐지의 1단계 판단 결과로써 움직이는 배경과 여러 가지 노이즈 환경이 침입탐지 결과로 포함될 수 있는 결과이다.

배경신경망학습단계는 침입탐지를 위하여 제공되는 학습데이터인 배경이미지를 사용하여 인공신경망을 훈련하는 단계이다. 인공신경망의 학습 기간 및 학습데이터의 공급은 별도의 기간과 별도의 학습데이터를 필요로 하지 않고 본 침입탐지시스템을 운영하는 과정 중에 적응적으로 학습기간을 결정하고 학습데이터를 공급받아 진행될 수 있도록 함으로써 현실적 이용에 어려움이 없도록 설계하였다. 인공신경망의 학습기간 및 학습데이터의 결정 및 공급은 차영상탐지단계와 배경신경망의 최종 침입탐지단계의 각 처리 결과에서 배경이미지로 판단되는 경우 해당 배경이미지를 배경학습 인공신경망의 학습데이터로 사용하도록 하였다.

배경신경망학습단계는 배경이미지를 사용자가 선택 가능한 탐색창 크기 단위로 분할하여 각 분할된 배경이미지를 학습할 수 있도록 하였다. 탐색창 크기가 크게 설정되면 배경이미지에 대한 미세한 단위의 인식이 줄어들고 전체적 관점의 변화 또는 침입에 집중하게 된다. 반대로 탐색창 크기가 작게 설정되면 배경이미지의 미세한 변화에 집중하여 세밀한 변화 또는 침입상황에 대해 민감하게 탐지하도록 운영할 수 있다. 탐색창 크기의 설정은 CCTV의 설치 환경이나 사용 목적에 따라 변경 가능하게 운영될 수 있다.

배경신경망평가단계는 배경에 대하여 학습된 인공신경망을 사용하여 현재 프레임이미지에 대한 배경이미지 여부를 평가하도록 함으로써 최종 침입탐지 결과를 판단하는 단계이다. 차영상탐지단계의 결과와 배경신경망의 최종 침입탐지단계의 결과는 식 (5)와 같이 결합되어 최종적인 침입탐지 결과를 계산한다.

$$DetResult = (1 - \beta) \times DetSubtr + \beta \times DetAnn$$

where β is accuracy of Artificial Neural Network

(5)

식 (5)에서 β 는 배경신경망의 학습과정에서 측정된 정확도이고 이 정확도에 따라 차영상탐지 결과와 배경신경망의 최종 침입탐지 결과의 반영 비율을 달리 적용하여 최종결과를 계산하도록 하였다. 예를 들어, 배경신경망의 정확도가 높으면 배경신경망의 평가결과를 이에 비례하여 높게 하고 차영상탐지 결과는 반대로 낮게 반영한다. 배경신경망의 정확도는 일반적으로 초기에는 낮게 나올 것이 예상되며, 학습데이터의 양이 충분하고 학습 기간이 늘어날수록 배경신경망의 정확도는 높아질 것으로 예상된다.

침입객체추출단계는 침입탐지 최종결과가 침입으로 결정된 경우 침입객체를 현재 프레임이미지로부터 추출하는 단계이다. 첫 번째 단계인 차영상탐지단계에서 발견된 위치를 중심으로 침입물체에 대한 팽창과 노이즈제거 과정을 반복하여 배경이미지로부터 침입객체를 추출할 수 있도록 하였다.

3.2 Background Learning Intrusion Detection System Algorithm

1) CCTV image processing and subtract image based intrusion detection

그림 4는 CCTV영상처리와 차영상탐지단계에 대한 알고리즘을 나타내고 있다.

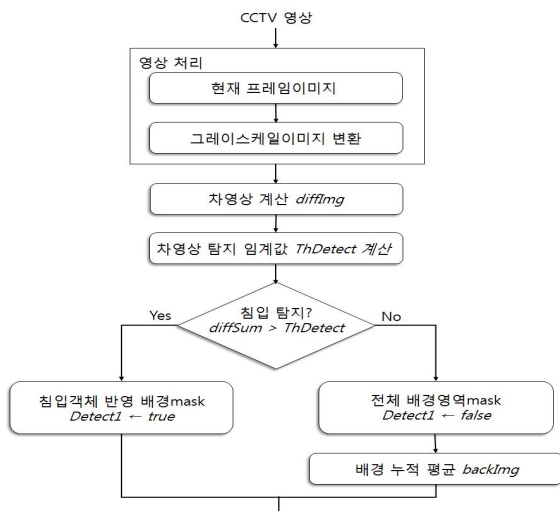


Fig. 4. image processing and subtract image based intrusion detection

영상처리에서는 네트워크카메라로부터 촬영되는 디지털영상

이 녹화관계프로그램에 의해 저장되면 이것을 OpenCV의 inputVideo()함수를 사용하여 입력 받아 프레임 단위로 처리한다. 각 프레임 단위의 이미지는 256단계의 그레이스케일영상으로 변환하여 침입탐지에 사용되도록 하였다.

차영상탐지단계는 배경이미지와 현재 프레임이미지 사이의 차영상을 계산하는 방법을 사용하여 침입객체의 존재 여부를 판단하는 단계이다. 이를 위하여 그림 2에서와 같이 차영상 계산 과정은 현재 프레임 이미지와 배경 누적평균 이미지 사이의 차이를 계산하여 아래 식 (6)과 같이 차영상인 diffImg를 산출한다.

$$diffImg = | backImg - grayImg |$$

(6)

차영상인 diffImg는 누적배경영상으로부터 현재 프레임이미지가 변화된 부분과 내용을 나타내며 이것은 이후 처리를 위하여 이진이미지로 변환되어 사용되어질 수 있다.

차영상탐지 임계값 ThDetect는 이전 단계에서 얻어진 차영상 diffImg에 대해서 침입탐지를 판단하기 위한 임계값이다. 이 차영상탐지 임계값 ThDetect는 다음 단계인 배경학습 신경망의 학습 정확도에 따라 서로 다른 값을 갖도록 하였다. 배경학습 신경망의 학습 정확도가 낮거나 학습 정확도의 변화율이 커서 신경망이 아직 안정화 되어 있지 않은 경우에는 차영상탐지 임계값 ThDetect를 보다 정밀한 큰 값을 설정하여 차영상탐지단계의 판단을 중심으로 침입탐지가 결정되도록 하였다. 반대로 배경학습 신경망의 학습 정확도가 높거나 학습 정확도의 변화율이 작아서 신경망이 안정화 된 경우에는 차영상탐지의 임계값 ThDetect를 보다 거친 작은 값을 설정하여 배경학습신경망단계의 판단을 중심으로 침입탐지가 결정되도록 하였다.

차영상 기반의 침입탐지 1단계는 계산된 차영상의 이진영상에 대한 합계 값 diffSum과 침입탐지 임계값 ThDetect를 비교하여 침입탐지 조건, 즉 $diffSum > ThDetect$ 의 관계가 성립되면 침입탐지 1단계(Detect1 = True)로 판단하게 된다. 배경누적평균 backImg는 배경이미지에 대한 누적 평균값을 나타내며, 매 탐지과정을 통하여 새롭게 갱신되어진다. 침입탐지가 발생되지 않은 경우(Detect1 = False)에는 현재 프레임 전체를 배경누적평균에 반영하고, 침입탐지가 발생된 경우(Detect1 = True)에는 현재 프레임에서 침입객체가 존재하는 부분을 제외시키는 마스크(mask)를 설정하고 다음 단계인 배경신경망 단계로 이어진다.

2) Background Neural Network Learning and Evaluation

그림 5는 배경신경망평가단계에 대한 알고리즘을 의사코드로 나타내었다.

```
# network is background learning ANN
# ANNwins is a set of detection windows
# such as ANNwins = {win0, win1, ..., wink}
# Detection Window Settings
ANNWins = getDetectWins()

def testBackANN():
    For win in ANNwins:
        #Background Neural Network Assessment
        DetAnn = network.predict(win)
        #Combine Intrusion Detection Results
        # and update mask
        DetResult = (1-b)*DetSubtr + b*DetAnn

# Final intrusion detection result
DetResult = DetResult / np.num(ANNwins)
# Background cumulative average
# backImg update
backImg = UpdateAvgImg(backImg, mask)
if DetResult > DSensitive :
    #Extract intrusion objects
    extractDetectImg()
else:
    #Background neural network learning
    trainBackANN()
```

Fig. 5. Background neural network testing algorithm

그림 5에서 탐지창 설정은 사용자가 침입탐지용 CCTV의 사용용도 및 목적에 따라 선택할 수 있도록 하였다. 탐지창 설정은 배경신경망학습단계와 배경신경망평가단계에서 공통적으로 사용되는 설정이다. 배경신경망은 디지털영상을 설정된 탐지창 단위로 학습하고 평가한다.

사용자는 탐색창의 크기와 위치를 선택할 수 있다. 가장 간편한 설정 방법은 전체 디지털영상 화면을 바둑판과 같은 동일한 크기의 탐지창으로 설정하는 방법이다. 탐지창 크기가 크게 설정되면 전체적 관점의 변화 또는 침입에 집중하고, 반대로 탐지창 크기가 작게 설정되면 각 탐색창의 미세한 변화에 집중하여 세밀한 변화 또는 침입상황에 대해 민감하게 탐지하도록 운영할 수 있다. 또는 설정 방식에 따라 특정 영역에만 집중하여 탐지창을 설정할 수도 있을 것이다. 사용자가 설정한 탐지창의 집합(ANNwins)에 대하여 배경신경망은 학습하고 평가하게 된다.

차영상탐지단계에서의 침입탐지 결과를 배경신경망탐지 결과에 결합하기 위하여 침입탐지 발생에 대한 가중치 값(DetSubtr)의 개념으로 변환하여 사용할 수 있도록 하였다. 즉, 누적배경평균이미지로부터 현재 프레임이미지가 많은 변화가 발생하고 침입탐지로 판단되면 DetSubtr가 비례하여 큰 값으로 나타나게 함으로써 차영상탐지단계에서의 침입탐지 발생에 대한 가중치를 높여주는 역할로 사용하게 하였다. 최종침입탐지결과와 DetResult는 각 탐지창에 대한 탐지결과와 평균 값으로 간단하게 계산하였다. 배경누적평균이미지 backImg는 침입탐지된 객체에 대한 부분을 제외시키기 위해 설정된 mask를 사용하여 현재프레임이미지로부터 배경부분만을 기존 배경누적평균이미지에 반영한다.

최종침입탐지결과 DetResult와 침입탐지 민감도 DSensitive를 비교하여 차영상탐지와 배경신경망침입탐지 결과를 종합한 최종 침입 발생여부를 결정하게 된다. 만약 최종침입이 발생되었다면(DetResult>DSensitive) 다음단계인 침입객체추출단계를 진행하고, 최종침입이 발생되지 않았다면(DetResult<=DSensitive) 현재프레임이미지를 배경신경망학습단계에 전달하여 배경신경망학습이 진행되도록 한다.

그림 6은 배경신경망학습단계에 대한 알고리즘을 의사코드로 나타내었다.

```
#network is background learning ANN
# ANNwins is a set of detection windows
# such as ANNwins = {win0, win1, ..., wink}
# Detection Window Settings
ANNWins = getDetectWins()

def trainBackANN():
    For win in ANNwins:
        # forward learning
        out = network.forward(win)
        # backward error propagation
        network.backward(win, out)
        # Calculation of learning accuracy
        accuracy=network.accuracy()
```

Fig. 6. Background neural network learning algorithm

배경신경망학습은 설정된 각 탐지창에 대해 학습 전방향과 오차역전파 과정을 통하여 학습을 진행하게 된다. 배경인공신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며, 사용자가 설정한 탐지창의 크기와 탐지창의 개수에 따라서 이에 맞추어 입력층, 은닉층, 출력층의 개수가 변화되어 구성되도록 하였다.

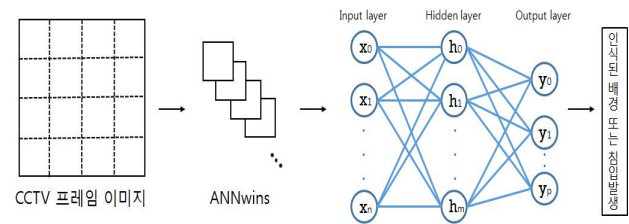


Fig. 7. Background artificial neural network concept

그림 7은 배경인공신경망의 개념도를 나타내고 있다. 그림 7에서 CCTV 프레임이미지는 네트워크 카메라에서 촬영된 디지털영상을 프레임 단위로 분할하고 그레이스케일로 변환 처리된 영상을 나타낸다. 프레임 이미지는 이후 사용자가 설정한 탐지창 크기로 분할되어 탐지창들의 집합 ANNwins로 배경인공신경망에 공급되어진다. 사용자가 설정한 탐지창의 크기가 결정되고 탐지창의 개수가 M개로 나누어진다면 ANNwins는 식 (7)과 같이 표현되어질 수 있다.

$$ANNwins = \{win_0, win_1, \dots, win_M\} \quad (7)$$

배경인공신경망은 각 탐지창 win에 대하여 입력층, 은닉층, 출력층을 전방향과 오차역방향 처리과정을 통하여 학습되고, 평가되어진다. 출력층의 결과는 인식된 배경으로 학습되거나 혹은 인식된 배경이 존재하지 않는 침입탐지 결과로 평가되어진다. 이후 침입객체추출단계는 배경누적평균이미지와 현재프레임이미지의 차영상을 근거로하여 노이즈제거와 팽창의 이미지처리과정을 통하여 탐지된 침입객체를 추출한다.

인공신경망을 사용한 시스템 구축은 충분한 학습데이터를 준비하여 학습과정을 거치고, 학습된 인공신경망시스템을 실전에 사용하는 두 단계로 이루어지게 된다. 대부분 인공신경망을 사용한 기계학습기반 시스템의 구현에 있어서 현실적인 문제점 가운데 하나는 충분한 학습데이터 준비에 대한 어려움이 존재한다는 것이다. 또한 변화되는 현실에 대응하기 위하여 적응적으로 새로운 학습데이터 준비와 학습과정이 필요하다는 것이 인공신경망을 활용한 시스템의 실용화에 많은 걸림돌이 되는 부분이다. 본 논문에서는 이와 같은 학습데이터의 준비와 새로운 환경에 대한 학습과정을 별도로 요구하지 않는 방식의 적응적인 배경기계학습 침입탐지시스템을 설계함으로써 시스템 구현에 있어서 존재하는 현실적인 문제점을 개선하였다. 본 논문에서 제안한 시스템에서는 배경에 대한 기계학습단계의 학습 데이터 및 학습 과정을 별도의 인위적인 준비와 과정으로 진행하지 않고 현장에서 직접 제안된 시스템을 사용하는 과정 중에 적응적으로 학습데이터를 생성하고 이를 학습과정에 사용하도록 하였다. 따라서 기존의 인공신경망 활용에서의 시스템 구현상의 문제점을 개선하고 현장에서의 적응성을 높이도록 하였다.

IV. Conclusion

컴퓨터 정보처리기술 및 인터넷을 기반으로 한 정보통신기술이 발달함에 따라 사회 전반에 걸친 안전 강화 및 범죄 예방을 위한 보다 효율적이고 신뢰성 있는 시스템 개발 및 구축에 대한 다양한 노력이 이어지고 있다. 특히 네트워크 카메라와 같은 CCTV 영상장비와 다양한 정보처리기술이 접목됨에 따라 기존의 방법 및 보안 시스템보다 뛰어난 성능을 나타내는 시스템을 개발할 수 있게 되었다.

본 논문은 광범위하게 사용되고 있는 네트워크 카메라로부터 촬영되는 디지털영상을 실시간적으로 처리함으로써 자동적으로 침입을 탐지하고 침입객체를 추출하는 침입탐지시스템을 제안하였다. 기존 침입탐지시스템은 차영상기법을 기반으로하여 배경영상 또는 이전영상과 현재 프레임이미지 사이의 차영상을 구하고 이를 기반으로하여 침입을 탐지하는 방법을 사용하고 있다. 그러나 이와 같은 방법에서는 바람에 움직이는 나무 등과 같은 움직이는 배경과 침입자를 구분하지 못하고 단순한 영상에 대한 차이만을 사용함으로써 현실성있는 정확한 침입탐지가 불가능하다는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 기존 차영상기법에 인공신경망기술을 접목하여 보다 정교하게 침입을 탐지할 수 있도록 배경학습침입탐지시스템의 모델을 설계하였다. 배경학습침입탐지시스템은 인공신경망기술을 사용하여 배경에 대한 학습을 기반으로 바람에 움직이는 배경 등과 같은 보다 복잡한 배경들을 침입자와 구분하면서 정확한 침입탐지를 수행할 수 있도록 설계하였다.

또한 제안된 침입탐지시스템은 운영하는 동안 자체적인 배경이미지에 대한 학습과정을 포함하고 있으므로 관리자가 인위적으로 학습데이터를 준비하거나 학습과정을 수행해야 하는 어려움이 없다. 많은 인공신경망시스템에서의 문제점 가운데 하나는 충분한 학습데이터의 준비와 새롭게 변화되는 환경 및 데이터에 대한 학습과정이 요구되어진다는 것이다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 개선하기 위하여 차영상탐지단계와 배경신경망학습 및 평가단계를 결합함으로써 변화되는 현실에 적응적으로 학습하고 평가하는 침입탐지시스템이 되도록 설계하였다.

제안된 시스템에서는 사용자가 탐지창과 탐지민감도를 선택적으로 선택함으로써 사용목적 및 용도에 적합하게 운영할 수 있도록 하였다. 탐지창의 크기를 크게 또는 작게 변화 함으로써 전체적인 움직임이나 변화에 집중하거나 세부적인 영역별 움직임이나 변화에 집중하게 하는 선택이 가능하도록 하여 시스템의 융통성을 높이고자 하였다. 또한 고정된 탐지민감도를 사용하는 기존 침입탐지시스템에서는 설치 운영 환경에 따라 과도하게 오침입탐지를 발생하거나 침입탐지를 하지 못하는 문제점이 있지만, 본 논문의 시스템에서는 탐지민감도를 조절할 수 있도록 함으로써 침입탐지 작동이 현실적으로 잘 이루어질 수 있도록 하였다.

REFERENCES

- [1] Kyu-Woong Lee, "Implementation of Video Surveillance System with Motion Detection based on Network Camera Facilities", The Journal of IIBC, Vol. 14, No. 1, pp.169-177, Feb. 2014.
- [2] Jin Keun Seo, Sukho Lee, "Automatic Motion Detection Using False Background Elimination", The journal of the Korean Society for Industrial and Applied Mathematics, Vol. 17, No. 1, pp.47-54, Jan. 2013.
- [3] Hyung-Hoon Kim, Jeong-Ran Cho, "Effective Automatic Foreground Motion Detection Using the Statistic Information of Background", Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 20, No. 9, pp121~128, 2015.
- [4] S. Ferrari and R. F. Stengel, "Smooth function approximation using neural networks", IEEE Trans Neural Network, Vol. 16, pp. 24-38, Jan. 2005.

- [5] OpenCV Open Source Computer Vision, <http://opencv.org>
- [6] AmmarAnuar, KhairulMuzzammilSaipullah, NurulAtiqah Ismail, and Soo Yew Guan, "OpenCV Based Real-Time Video Processing Using Android Smartphone", *International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering*, Vol. 1, No. 3, pp.58-63, 2011.
- [7] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Learning Patterns of Activity Using Real Time Tracking", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, No. 22, pp747-767, 2000.
- [8] Jing Guo, Siong Chng Eng, Rajan Deepu, "Foreground Motion Detection by Difference-Based Spatial Temporal Entropy Image", *TENCON 2004. IEEE Region 10 Conference IEEE 2004*, pp379-382, 2004.
- [9] S.H. Lee and J.K. Seo, "Level Set-Based Bimodal Segmentation with Stationary Global Minimum", *IEEE Trans. on Image Processing*, No. 9, pp2843-2852, 2006.
- [10] X. Gao, T.E. Boult, F. Coetzee, and V. Ramesh, "Error Analysis of Background Subtraction", *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, 2000.
- [11] Hye-Youn Lim, Dae-Seong Kang, "The Moving Object Estimation Using an Efficient Background Extraction in the Outdoor Environment", *Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 7, No. 3, pp226-231, 2014.
- [12] Joon-Goo Lee, Ki-Sun Han, Byoung-Moon You, Doo-Sung Hwang, "Shot Boundary Detection Algorithm by Compensating Pixel Brightness and Object Movement", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 18, No. 5, pp35-42, 2013.
- [13] Shin S. Y., Baik S. E., Pyo S. B., Rhee Y. W., "Scene Change Detection Using Local X2", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 15, No. 1, pp203-207, 2007.
- [14] Yang, Ming-Jiang, et al., "Cost Effective IP Camera For Video Surveillance", *Industrial Electronics and Applications, ICIEA 2009, 4th IEEE Conference*, 2009.

Authors



Hyung-Hoon Kim received the B.S. degrees in Computer Science from Chonnam National University, Korea, in 1986. He received the M.S. degrees in Computer Science from KAIST, Korea, in 1988. He received the Ph.D. degrees in Computer Science from Hanyang University, Korea, in 2007. Dr. Kim joined the faculty of Kwangju Womens University, Gwangju, Korea, in 1994. He is currently a Professor in the Department of Cosmetic Science at Kwangju Womens University. He is interested in web programming, medical information system, information security, and AI.



Jeong-Ran Cho received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science from Chonnam National University, Korea, in 1987, 1989 and 1999, respectively. Dr. Cho joined the faculty of Kwangju Womens University, Gwangju, Korea, in 1994. She is currently a Professor in the Department of Health Administration at Kwangju Womens University. She is interested in database, parallel computing, internet and mobile computing, and multimedia contents service.