다각도 다중시점 상에서의 비디오 마이닝을 통한 비정상행위 탐지기법

신주한, 김기호, 오세인, 이원석
연세대학교 컴퓨터과학과

Abnomalous Behavior Detection Technique Using Multi angle and Multi view Video Mining

Shin Joo-Hahn, Kim Ki-Ho, Oh Se-In, Lee Won-Suk
Dept. Of Computer Science, Yonsei University
E-mail : jhshin@database.yonsei.ac.kr, sandalphone@hotmail.com, acertn@gmail.com, leewo@database.yonsei.ac.kr

요 약

최근 감시, 상황판단, 정보전달에 있어서 비디오 영상의 사용이 점점 증가하고 있다. 그러나 비디오 영상에 나타나는 객체들의 비정상행위를 탐지하는 것은 사용자에게 의존한다. 따라서 사용자가 비정상 행위를 놓치기 쉽고, 상황에 대한 대처가 늦어진다는 문제가 발생한다. 이러한 점을 개선하기 위해 실시간 영상 마이닝 기법을 이용한 비정상행위 탐지법이 연구되었으나, 제약 조건이 심하고, 불필요하게 추적되는 데이터가 많아 효율이 떨어진다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 개선하여 3차원 환경에서의 객체의 추적에 대한 정확도를 높이고 일반적인 상황에서도 적용이 가능한 비디오 마이닝을 이용한 비정상 행위 탐지 기법을 제안한다.

1. 서론

비정상행위 탐지법(Anomaly Detection Model)[1]은 패턴을 예측해서 침입을 방지하는 오용 탐지 모델 (Misuse Detection Model)과는 달리 사용자가 평소에 이용하던 패턴을 정상패턴이라고 가정하고 이 패턴을 벗어나는 행위를 탐지하는 것을 의미한다. 즉, 정상패턴을 제외한 나머지 패턴은 모두 침입으로 간주해버리기 때문에 기존의 방식보다 효 과적으로 비정상행위를 탐지해 낼 수 있다. 이러한 비정상행위에 대한 탐지를 위해 본 논문에서는 데이터 마이닝[2]의 eIseq 순차패턴방법[3]을 사용한다.

또한 비정상 행위 탐지에 대한 기존의 연구[4]는 다수의 카메라를 이용하여 실시간 비디오 영상에 나타나는 객체들의 행위에 대해 데이터 마이닝의 순차패턴 탐색 방법을 적용함으로써 자동적으로 행위를 탐지하는 데에 그 목적을 두었다. 하지만 실질적으로 3차원 공간에서 카메라가 각 평면

"이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 국가지정연구실사업으로 수행된 연구임(No.R0A-2006-000-10225-0)"

을 수직으로 촬영하도록 배치해야 한다는 제약조건이 있어 일반적인 상황에 적용하기에는 한계가 있다.

본 논문에서는 기존 연구를 개선하여 3차원 환경에서의 객체의 추적에 대한 정확도를 높이고 일반적인 상황에서도 적용이 가능한 비정상 행위 탐지 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 소개하고, 3장에서는 Grid 기반의 가상 고정좌표계와 좌표계 변환 알고리즘을 이용하여 비정상 행위를 탐지하는 기법을 설명하며, 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

기존의 연구[4]는 순차패턴을 이용하여 실시간 비정상 행위 판단 알고리즘을 제안하였다.

2.1. 트랜잭션

객체의 행위에 대한 의미 있는 정보를 얻기 위해 객체의 위치를 값으로 표현하고, 이러한 값들을 이용해 객체의 동선을 하나의 트랜잭션으로 표현한다. 생성된 트랜잭션은 eIseq 알고리즘을 통해 객체 고유의 움직임을 순차패턴으로 발견하는데 사용된다.

2.2. Long Term

객체의 정상행위를 패턴화한 데이터이다. 평소에 객체가 영상에 출현하여 사라질 때까지의 정상행위 데이터를 모아 패턴화한다.

NPS(Normal Behavior Profile Set)는 수집된 패턴 정보 중 Minimum support 값보다 높은 support 값을 갖는 패턴들만을 이용하여 생성한 프로파일 집합이다. Minimum support 값은 마이닝 과정에서 의미가 있는 데이터를 걸러내기 위한 값으로 이보다 낮은 support 값을 갖는 데이터는 의미가 없는 데이터로 간주하여 마이닝 결과에 포함하지 않는다.

$NPS = \{(R_1, support(R_1)), \cdots, (R_n, support(R_n))\}$,
where $support(R_i) > Minimum\ Support$,
R_i: an i-th frequent pattern

MNB(Maximal Normal Behavior)는 NPS에 속하는 모든 항목(Ri)의 support 값의 평균값으로 정의한다. Long Term은 이러한 마이닝 결과로 얻어진 NPS를 말한다. 이는 정상행위 패턴의 정보를 가지고 있으며, 뒤에서 설명할 Short Term의 패턴과 비교하여 비정상행위를 판정하는 역할을 한다. 이러한 Long Term은 초기에 특정 기간 동안 정상행위 패턴을 마이닝 엔진에 학습시키는 방법 생성할 수 있다.

$$MNB = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} support(R_i),\ where\ R_i \in NPS$$

2.3. Short Term

Short Term은 실시간으로 얻어지는 객체의 행위에 대한 데이터를 특정 트랜잭션 단위로 패턴화시킨 것을 말한다. 결과적으로 Short Term의 패턴과 Long Term의 패턴이 일치한다면 정상행위가 되고 일치하지 않는다면 비정상행위가 되는 것이다. 정상행위에 해당하는 Short Term은 기존의 Long Term에 반영되어 새로운 Long Term을 만들어 낸다.

2.4. 비정상행위 탐지

Long Term에서 얻어진 NPS를 이용해 Short Term의 비정상행위 여부를 탐지한다.

RNB(Related to Normal Behavior)는 Short Term(S)이 NPS 내의 항목(Ri)과 일치하는 정도를 계산한 값이다. 주의할 점은 Short Term의 항목(ri)의 support 값을 Short Term과 NPS 항목이 대응되는 개수로 나누어주어야 한다는 것이다. 즉, Short Term이 포함된 정상행위 패턴의 평균 지지도를 구하는 것이다.

$$RNB = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\{support(r_i)\},$$

Where r_i = current state of R_i,

$S \in R_i$ and $R_i \in NPS$ and $N = \sum_{i=1}^{n} M(R_i, S)$

$M(R_i, S)$: if R_i ∋ S then 1, otherwise 0

따라서, 현재 객체의 궤적의 Short Term에 대한 정상행위도(Normality)는 앞서 구한 RNB 값과 MNB 값을 이용해 다음과 같이 얻을 수 있다.

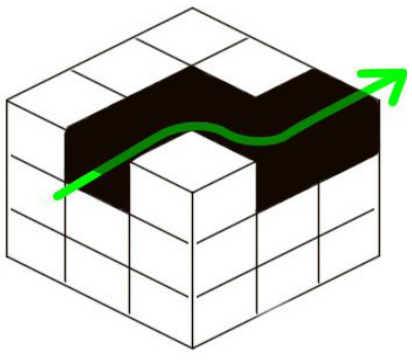
$$Normality = \frac{RNB}{MNB}$$

3. 비정상행위 탐지 모델링

비정상행위를 탐지하기 위한 기법은 기존의 논문[4]과 유사하지만 본 논문에서는 객체의 위치정보에 대한 추상화를 Grid 방식을 기반으로 한 가상 고정좌표계와 좌표계 변환 알고리즘을 이용하여 구현하였다.

3.1. Grid 방식의 공간정보추상화

3차원 가상고정좌표계의 공간을 그림[그림 1]과 같이 적당한 간격의 grid로 구분하여 여러 개의 cell로 나눈 후, 각각의 cell를 구분할 수 있는 고유한 Grid ID를 부여한다.



[그림 1] GRID 방식의 공간정보추상화

3.2. 좌표계 변환 알고리즘

eIseq 순차패턴 방법으로 마이닝을 진행하기 위해 위치 정보의 추상화 작업이 필요하다. 영상을 통해 수집되는 데이터들의 숫자는 방대하므로 위치 정보의 추상화 작업을 통하여 필요한 정보들만을 선별하여 eIseq 알고리즘을 적용해야 한다. 본 연구에서는 효율적인 비정상 행위 판별을 위한 방법으로 Grid 방식의 공간 정보 추상화하는데 아래의 알고리즘을 이용한다.

```
xFrame = 화면의 x축에 대한 해상도
yFrame = 화면의 y축에 대한 해상도
zFrame = 화면의 z축에 대한 해상도

xFactor = xFrame / x축에 대한 Grid 분할 수
yFactor = yFrame / y축에 대한 Grid 분할 수
zFactor = zFrame / z축에 대한 Grid 분할 수

x = 객체 중심점 x좌표 / xFactor
y = 객체 중심점 y좌표 / yFactor
z = 객체 중심점 z좌표 / zFactor

Grid ID
=  x +
   xFrame  /  xFactor  *  y  +
   xFrame*yFrame/xFactor/yFactor*z
```

[그림 2] 객체의 좌표를 Grid ID로 변환하는 알고리즘

객체의 위치좌표는 해당 좌표가 속한 Grid ID로 정의한다. 여기서 분할된 부분공간의 개수에 따라 데이터마이닝 알고리즘의 효율이 달라질 것이다. 분할된 부분공간이 많다면 비정상행위에 대한 판단이 정확해진다는 장점이 있으나, 메모리의 소모가 큰 편이기 때문에 적절한 크기의 부분공간을 정의해야 한다.

3.3. 비정상행위 탐지 모델링

실시간으로 생성된 객체의 행위에 대한 Short Term을 기존의 정상행위 학습기간을 통해 생성된 Long Term의 지지도(support)와 정상행위도(normality)를 이용해 비교하여 비정상행위를 탐지한다[3].

충분한 정상행위 학습기간을 통해 객체의 정상

행위에 대한 Grid ID가 [1] [2] [3] [4] 라고 Long Term에 저장되었다면 Short Term의 Grid ID가 [1] [2] [3] [4]인 트랜잭션은 다음과 같이 지지도를 구해 Long Term에 반영된다.

순서	Source	과정
1	[1]	[1] 의 지지도
2	[1 2]	[1 2] 의 지지도
3	[1 2 3]	[1 2 3] 의 지지도
4	[1 2 3 4]	[1 2 3 4] 의 지지도

[표 1] 정상행위의 지지도 산출법(Grid)

만약 Short Term이 [1] [2] [1] [2] [3]인 Grid ID로 이루어져 있다면 eIseq 알고리즘[3]에 따라 Long Term에는 저장되어 있지 않은 [1] [2] [1]을 Short Term에서 발견하게 된다. 이때 비정상 행위 패턴을 제외한 정상 행위 패턴들 만의 지지도 산출해 Short Term의 지지도를 계산한다. 만약 Short Term의 지지도가 일정 값을 넘어서면 정상행위로 간주하여 Short Term의 지지도를 Long Term에 반영하고, 지지도가 일정 수준을 넘지 못한다면 해당 Short Term은 Long Term에 반영되지 않고 비정상행위로 탐지된다.

순서	Source	과정
1	[1]	[1] 의 지지도
2	[1 2]	[1 2] 의 지지도
3	[1 2 1]	[1 2 1] 은 정상 행위 패턴에 없다. 다음 비교할 때 [1 2] 부터 다시 시작
4	[1 2 2]	[1 2 2] 는 정상 행위 패턴에 없다. 다음 비교할 때 [1 2]부터 다시 시작
5	[1 2 3]	[1 2 3] 의 지지도

[표 2] 비정상행위가 포함된 지지도 산출법(Grid)

3. 결론

비정상행위에 대한 실시간 연구는 여러 분야에 걸쳐서 이루어져 왔다. 비디오 스트림의 경우, 3차원 환경을 기반으로 한 연구는 제약조건이 심했기 때문에 그 결과에 한계가 존재하였다. 따라서, 본 논문에서는 가상고정좌표계라는 개념을 이용, 멀티 뷰를 이용한 실시간 프로젝션과 데이터 마이닝 방법을 제시하였고, 이 환경에서의 마이닝을 위한 방법으로 Grid 방식의 알고리즘을 사용하였다. 기존의 연구에서 사용했던 Grid 방식은 좌표계 변환작업을 통해 3차원 환경에서도 성공적으로 적용될 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

본 연구는 무인 경비시스템이나 CCTV와 같은 곳에서 효과적으로 활용될 수 있다. 예를 들면, CCTV 관리 시스템이 비정상행위로 추정되는 경우 해당 CCTV에 Alarm을 발생시키고 이를 관리자에게 통보하게 되면 관리자는 해당 CCTV의 상황이 정말로 문제가 되는지를 파악하게 되는 것이다. 이는 사회의 치안 문제 해결에 큰 도움을 줄 것이다.

[참고문헌]

[1] 오상현, 이원석, “ 패킷간 연관 관계를 이용한 네트워크 비정상행위 탐지” 정보보호학회 논문지, 2002.10

[2] Jiawei Han, Micheline Kamber, Morgan Kaufmann Publishers, 2001, “ Data Mining : Concepts and Techniques”, Chatper 1

[3] J. Chang, and W.Lee, “ Efficient mining method for retrieving sequential patterns over online data streams”, Journal of Information Science 2005 Vol. 31, No. 5

[4] 배지훈, 전요한, 구동영, 이원석, “ 순차 패턴을 이용한 비디오 영상 객체의 비정상행위 탐지”, IT서비스학회, 2008.11

[5] http://mathworld.wolfram.com/Point-LineDistance3-Dimensional.html