

확률기반 계층적 네트워크를 활용한 교차로 교통사고 인식 및 분석 시스템

(A Traffic Accident Detection and Analysis System at Intersections using Probability-based Hierarchical Network)

황 주 원 [†] 이 영 설 [†]
(Ju-Won Hwang) (Young-Seol Lee)

조 성 배 ^{**}
(Sung-Bae Cho)

요 약 매년 차량의 수가 꾸준히 증가함에 따라 이에 비례하여 도로의 혼잡도와 사고 발생률 또한 증가되고 있다. 이와 같은 교통문제를 완화하기 위해서 도로 설계 및 신호 체계 등이 발전되고 있음에도 불구하고 교통사고로 인한 인명 및 재산 피해는 감소되지 않고 있다. 본 논문에서는 발생한 사고를 실시간으로 인식하여 이에 빠르게 대응함으로써 후속사고를 예방하고 사고 원인을 파악하기 위한 실시간 사고 인식 및 분석 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 특정 교차로에서 뿐만 아니라 교통흐름과 디자인이 다른 교차로에서 발생한 사고를 정확히 인식하는 것이 목적이다. 본 연구에서는 실제 교차로에서 수집되는 데이터

가 정확하다고 보장할 수 없고, 사고 발생에 쓰이는 데이터는 서로 유기적으로 복잡한 관계가 있기 때문에 정확한 사고 인식을 위해 확률기반 연산을 하는 동적 베이저안 네트워크를 이용하였다.

키워드 : 교차로에서의 교통사고, 교통사고 인식 시스템, 실시간 교통사고 인식 시스템 (RTADAS), 동적 베이저안 네트워크

Abstract Every year, traffic accidents and traffic congestion have been rapidly increasing. Although the roadway design and signal system have been improved to relieve traffic accidents, traffic casualties and property damage do not decrease. This paper develops a real-time traffic accident detection and analysis system (RTADAS): In the proposed system, we aim to precisely detect traffic accidents at different design and flow of intersections. However, because the data collected from intersections have uncertainty and complicated causal dependency between them, we construct probability-based networks for correct accident detection.

Key words : Traffic Accidents at Intersections, Real-time Traffic Accident Detection System (RTADAS), Dynamic Bayesian Networks

1. 서 론

매년 차량의 수가 증가함에 따라 교통사고 발생률이 증가하고 있으며, 이에 비례하여 인명 및 재산피해가 늘어나고 있다. 교통사고 발생률을 감소시키기 위해 교통안전시설 확충 및 교통여건 개선이 지속적으로 발전되고 있음에도 불구하고 사고 발생률의 감소는 기대에 미치지 못하고 있다. 특히 교통사고 발생률 중 교차로에서의 사고 발생률은 가장 많은 부분을 차지하고 있다[1]. 교차로는 교통 흐름이 가장 많은 도로 중 하나이며, 그 모양이 일정하지 않아 운전자가 도로에 익숙하지 못하여 많은 주의 집중이 필요하기 때문이다[2]. 교차로에서 사고가 발생되었을 시 다른 차량에 피해를 줄 뿐만 아니라, 도로의 혼잡도가 증가되어 후속사고에 큰 영향을 미치게 된다. 실제로 사고발생을 실시간으로 처리하기 위한 방법은 CCTV를 이용하여 모니터 요원들이 원격 감시하는 방식으로 가동되고 있다. 이는 많은 인력소모와 피로의 문제가 발생할 수 있기 때문에 효율적인 방법이 아니다[3]. 본 논문에서는 교차로에서의 사고 발생을 감지하여 후속사고 발생을 예방할 수 있는 시스템 개발을 목표로 하며, 인식하고자 하는 것은 교차로에서 발생한 차대차 사고와 차대보행자 사고이다. 제안하는 실시간 사고 인식 및 분석 시스템(RTADAS : Real-time Accident Detection and Analysis System)은 교차로에 설치된 비디오 카메라를 이용하는 영상 정보 수집부

· 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업의 일환으로 수행하였음(100333807, 다중센서 및 협업을 위한 자율 학습 기반 상황인지 기술)
· 이 논문은 2010 한국컴퓨터종합학술대회에서 '확률기반 계층적 네트워크를 활용한 교차로에서의 교통사고 인식 및 분석 시스템'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 학생회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과
juwon@sclab.yonsei.ac.kr
tiras@sclab.yonsei.ac.kr
^{**} 종신회원 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
sbcho@cs.yonsei.ac.kr
논문접수 : 2010년 8월 11일
심사완료 : 2010년 9월 16일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우. 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨터의 실제 및 레터 제16권 제10호(2010.10)

분, 수집된 데이터를 사용 가능한 값으로 변환시키는 전처리 부분, 교차로에서의 이벤트 발생을 판단하는 추론 부분으로 구성하였다.

2. 관련연구

많은 연구들이 교통사고를 인식하기 위해서 비디오 카메라를 이용하고 있으며, 알고리즘 첫 번째 단계에서 이미지 프로세싱 방법을 사용한다[4]. Support Vector Machine, HMM, 뉴럴 네트워크, 규칙기반 방법이 함께 사용되어 교통사고를 인식한다. 이 경우, 교통사고 인식을 위해서 기계 학습에 의존하게 된다. Lozano 등은 k-means clustering을 이용하여 교차로의 혼잡도를 정의하는 연구를 진행하였으며[5], Ki 등은 규칙을 기반으로 교통사고를 인식하고 알려주는 시스템을 개발하였다[6]. Yuan 등은 Support Vector Machine을 사용하여 간선도로와 고속도로에서의 교통사고를 인식하고자 하였고[7], Kamijo 등은 HMM을 이용하여 자동차들의 다양한 행동 패턴을 학습하는 방법을 사용하였다[8]. 하지만, 위의 방법은 학습된 모델을 일반적인 상황으로 확장하기 어려운 문제점이 있으며 불확실성을 내포한 데이터의 사용으로 인해 정확도가 감소될 수 있다.

교통사고를 인식하기 위해 음향 분석 방법이 이용되기도 한다. Zhang 등은 유전자 알고리즘과 뉴럴 네트워크를 이용하여 교통사고를 인식을 위한 연구를 진행하였고[9], Brouce 등은 wavelet transform을 사용하여 문제를 해결하고자 하였다[10]. 하지만, 음향 정보로만 판단할 경우 다양한 상황 정보 및 객체의 운동 정보를 고려하지 않음으로, 한계점이 존재한다.

교통 정보를 이용하는 연구도 활발히 진행되고 있다. 이 경우, 필요한 데이터가 수집되었다고 가정하거나 1차적으로 가공된 정보를 이용하며, 베이지안 네트워크가 자주 사용된다. 또한 시뮬레이션에 많이 활용되며, 교통사고 인식의 중요 요소인 영상 정보를 활용하지 않는 것이 특징이다. Salim 등은 베이지안 네트워크를 사용하여 컴퓨터 기반 시뮬레이션 시스템을 개발하였고[11], Sun 등은 베이지안 네트워크를 사용하여 교통 흐름을 예측하기 위한 연구를 진행하였다[12]. 위의 연구들은 실시간 시스템으로 확장하기 어렵다는 단점이 있다.

본 논문에서는 일반적인 상황으로 확장할 수 있는 모델을 설계하기 위해 교통사고 문제에 대한 전문가의 지식을 반영할 수 있으며, 복잡한 도메인에서 불확실성을 해결하기 위해 동적 베이지안 네트워크를 사용하였다.

3. 실시간 사고 인식 및 분석 시스템(RTADAS)

본 절에서는 수집한 비디오를 이용하여 서버의 전처리

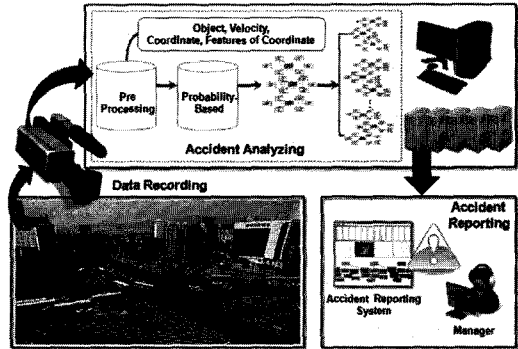


그림 1 시스템 흐름도

부분에서 객체 기본 정보와 특징 정보를 추출하고, 추론 부분에서 사고 종류에 따른 확률기반 네트워크를 이용하여 발생한 사고를 추출한다. 제안하는 실시간 사고 인식 및 분석 시스템(RTADAS)의 시스템 흐름은 그림 1과 같다.

3.1 사고 분석 및 전처리

특징 정보를 추출하기 위해서는 객체의 기본 정보 추출이 선행되어야 한다. 0.5초 단위의 프레임을 사용하였으며, 추출된 객체는 (left,top) 좌표와 (right,bottom) 좌표, 그리고 객체의 중심좌표로 표시하였으며, 비디오에 나타난 순서에 따라 객체에 아이디를 부여하였다.

사고 발생을 인식하기 위해서는 증거정보로 사용할 수 있는 특징 추출이 중요시된다. 본 연구에서는 2개의 차량이 발견되었을 때 위의 정보를 추출한다. 예를 들어 교차로에 하나의 차량이 존재할 경우에는 사고 발생 확률이 없기 때문에 정보를 추출하지 않으며, 두 개 이상의 차량이 존재할 경우 두 개의 차량씩 위의 정보 추출을 하는 방법을 사용한다.

1) 객체 겹침 정보 : 객체의 좌표를 이용하여 객체들 간의 좌표가 겹쳐있는지에 대한 특징 정보를 추출한다. 이때 객체 겹침 정보는 발생할 수 있는 총 9개의 경우의 수를 모두 고려해야한다. 하나의 객체 좌표 안에 다른 객체의 모든 좌표가 겹쳤을 때 사고 발생에 높은 가중치를 부여할 수 있기에, 독립된 특징 정보로 사용하였다. 식 (1)은 좌표 겹침 특징 정보를 추출하는 방법으로 O1과 O2는 객체이고, l, r, t, b는 각각 left, right, top, bottom 좌표를 나타낸다. Yes와 No는 특징 정보의 상태 값이다.

$$CO(T) = \begin{cases} \text{Yes,} & \text{if } O2_l \leq O1_{l \text{ or } r} \leq O2_r \\ & O2_t \leq O1_{t \text{ or } b} \leq O2_b \end{cases} \quad (1)$$

2) 객체 멈춤 정보 : 객체 멈춤 정보의 상태 값은 Yes, No로 분류하였다. 이처럼 각 객체가 멈춰있는지에 대한 정보도 중요하지만, 사고 후에는 두 객체가 멈추는 경우가 일반적이므로 두 객체가 멈춰있는지에 대한 정보를 득

립된 정보로 추출하여 가중치를 부여하였다.

3) 객체의 속도 : 사고 발생 전 위험을 감지하면 운전자는 반사적으로 차량의 브레이크를 작동하기 때문에 차량의 속도는 감소된다. 또한 사고 발생 순간에는 다른 객체와 충돌에 의해 힘의 반작용 및 작용이 가해져 속도가 변화됨을 확인할 수 있다. 따라서 객체들의 현재 좌표정보와 이전 시점에서의 좌표정보를 이용하여 객체별 속도를 계산하였다. 추출 방법은 식 (2)와 같다. cx 는 중심좌표 중 x 좌표이다. 식 (2)에서는 현재 시점에서의 left좌표만 나타낸 것이며, right, up, bottom 좌표 모두를 고려해야 한다.

$$V(T) = \begin{cases} \text{Fast,} & \text{if } Ol_{l(T-1)} < Ol_{l(T)} < Ol_{cx(T-1)} \\ \text{Normal,} & \text{if } Ol_{cx(T-1)} < Ol_{l(T)} < Ol_{r(T-1)} \\ \text{Slow,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

4) 운동벡터 변화량 : 사고 발생 전과 사고 발생 순간 사고에 관련된 객체들은 운동방향과 속도가 크게 변화한다. 운동방향의 경우 사고 발생 순간 객체들 간에 가해지는 힘이 속도와 비례하여 작용되기 때문에 충돌 부분과 관련하여 운동방향이 변화함을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 사고에 연관된 2개의 객체 사이의 운동 벡터의 차이 계산 후, 변화량을 사고 추론에 반영한다.

$$VR(T) = |(v_{cx(t-1)}^2 + v_{cy(t-1)}^2) - (v_{cx(t)}^2 + v_{cy(t)}^2)| \quad (3)$$

식 (3)는 벡터 차이를 계산하는 방법을 보여준다. 식 (3)의 $v_{cx(t)}$ 는 t 시점에서의 x 좌표를 이용한 두 개의 객체 사이의 운동 벡터 차이를 나타내며, $v_{cy(t)}$ 는 t 시점에서의 y 좌표를 이용한 두 개의 객체 사이의 운동 벡터 차이를 나타낸다. 상태 값은 Up-Down, Up, Rest로 분류하였으며 이는 이전 시점과 현재 시점에서의 벡터 변화량의 차이를 나타낸 것이다. 그림 2는 운동벡터와 실제 사고발생을 비교한 그래프이다. 그래프에서 사고발생은 실선으로 나타났으며 그래프가 상승한 부분이 사고발생을 나타내는 구간이다. 운동벡터는 점선으로 나타났으며 사고발생과 마찬가지로 그래프가 상승한 부분이 운동벡터에 큰 변화가 있는 구간이다. 사고발생 전과 사고발생 시 운동벡터에 큰 변화가 있음을 확인할 수 있으며, 운동벡터 정보가 사고 추론에 매우 중요한 정보임을

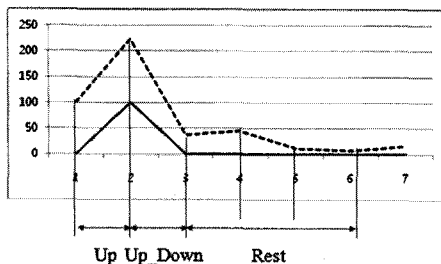


그림 2 운동벡터와 사고 발생 데이터 비교

을 확인할 수 있다.

5) 운동 방향 정보 : 객체간의 운동 방향 정보를 기반으로 측면사고, 충돌사고, 추돌사고인지를 확인할 수 있다. 객체의 운동 방향은 8방향으로 나누어 객체의 중심좌표가 이동하는 것을 확인할 수 있다. 이는 이전 프레임에서의 중심좌표 위치와 현재 프레임에서의 중심좌표 위치의 차이를 계산하여 객체의 운동방향을 추출한다.

3.2 사고 발생 추론

교차로에서 발생한 사고를 인식하기 위해서는 사고발생과 유사한 상황을 구별할 수 있어야하며, 여러 교차로에서 범용적으로 사용될 수 있어야한다. 그러나 실제로 교차로의 모양과 차선의 수, 교통량과 같은 특징이 각각 다르며, 일반 도로보다 더욱 복잡한 교차로의 특성과 다양한 상황에 따라 증거데이터들의 값이 유기적인 관계를 가지며 변화하기 때문에 사고발생 상황을 인식하는 것은 간단한 문제가 아니다. 따라서 본 연구에서는 위의 문제를 극복할 수 있는 시스템을 설계하기 위해서 각각의 특징이 다른 교차로에서 수집된 사고 비디오를 분석하여 사고 발생과 분석한 증거데이터들과의 관계, 증거데이터들 간의 관계, 증거데이터들이 갖는 상태 값에 따른 관계를 정의하였다. 제안하는 방법에서는 앞서 프레임에서 추출한 다양한 특징 정보를 사용하지만 복잡한 교차로에서의 객체 추출과 특징 정보 추출은 정확하지 않을 수 있으며, 특정 상황에서는 불확실한 정보를 수집할 가능성이 있기 때문에 이를 극복하고 앞서 정의한 관계들을 효율적으로 표현하기 위해서 베이지안 네트워크를 이용하였다.

베이지안 네트워크는 다양한 분야 중 특히 인공지능 분야에서 문제의 불확실성을 다루기 위한 알고리즘으로 사용되고 있으며[13], 해결하고자 하는 문제에 대하여 확률적인 모델을 효과적으로 구성하고, 효율적인 추론이 가능한 방법으로서 인간의 인과적인 판단 및 추론 과정을 모델링하기에 유리한 도구이다[14]. 이러한 베이지안 네트워크 중 노드 사이의 외형적인 시간적 관계를 모델링할 수 있는 동적 베이지안 네트워크는 아크(arc)에 의해 표현되는 하나의 인과적인 연결이 시간적인 관계를 나타내며, 현재의 변수 값과 과거의 변수 값 사이의 관계를 모델링할 수 있다. 교차로의 동적인 특성을 고려하기 위해서는 시계열 특정 값을 고려해야한다. 따라서 동적 베이지안 네트워크를 사용하여 현재시점과 이전 두 개의 시점을 고려하여 네트워크를 모델링하였다.

설계한 네트워크에서 총 3개의 시점을 고려하였는데, 실제로 사고발생 인식을 위해서는 더 많은 시점의 특징 정보를 이용하여 특징 정보의 상태 값 변화를 분석하면 보다 정확한 인식 결과를 얻을 수 있다. 그러나 더 많은 시점을 고려할수록 노드의 수가 증가하며 노드간의 관

계를 정의하는 조건부확률테이블의 크기가 증가된다. 따라서 본 연구에서는 더 많은 시점을 고려하되, 위의 문제를 극복하기 위해서 이전단계에서 추론된 결과를 반영할 수 있는 가상노드로 추가하여 현재시점에 반영될 수 있도록 하였다. 이 경우 한정된 노드의 수로 더욱 많은 시간대의 상황을 고려할 수 있다는 장점이 있다. 그림 3은 설계한 네트워크이며, 추출된 특징 데이터가 네트워크에 입력되면 입력에 해당하는 최초 결과가 계산되어 virtual node에 저장되고, 다음 데이터에 의한 계산 시 B노드에 virtual node의 값을 입력함으로써 이전 시간대에서의 추론 결과를 evidence로서 고려할 수 있게 설계하였다.

사고인식을 위해 모델링한 계층적 네트워크는 그림 4와 같다. Generic model은 교차로에서 발생하는 사고에 대해서 인식하고 관리할 수 있으며 본 연구에서 정의하는 모든 사고란 교차로에서 가장 많이 발생하는 측면사고, 추돌사고, 충돌사고, 보행자와의 사고이며, 이러한 사고들인 Private model에 속한다. Generic model과 Private model은 총 5개의 모델로 사고 특성에 따른 각각 다른 특징 정보의 상태 값을 가진다. 이를 위해서는 각 파라미터 설정 시 사고 종류에 따른 철저한 분석이 선행되어야한다. 예를 들어 Generic model은 각 사고에 대한 특징을 모두 반영해야 하고, Private model에서 측면사고와 추돌사고는 사고 발생 시 각 객체에 힘의 작용과 반작용이 적용되고 충돌사고의 경우 각 객체에

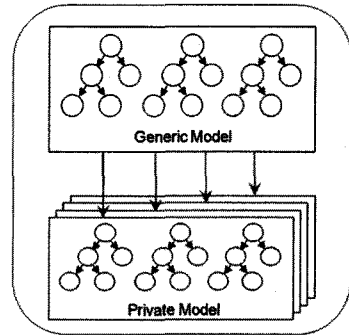


그림 4 확률기반 계층적 네트워크

힘의 반작용이 적용되기 때문에 사고 발생 시 방향에 따라 각 객체들이 받는 힘의 작용 및 반작용을 고려하여 속도 값을 설정해야 한다. 속도 값 설정과 마찬가지로 모든 속성 값에 대해서도 각 사고마다의 특징을 반영해야 한다. 앞서 특징 정보 추출부분에서 특징정보들 간의 관계에서 대해서 언급하였다. Generic model과 Private model은 정의한 특징 정보들 간의 관계를 기반으로 모델링되었으며 사고의 특징에 따라 서로 상이한 조건부확률테이블의 값을 설계하였다. 각각의 모델은 모델 내 계층화 구조로 설계하였다. 특징 정보에서 결과인 사고노드로 아크(arc)를 연결시키지 않고, 사고노드에서 특징정보로 아크(arc)를 연결시켰다. 이는 증거와 결과 이벤트 사이에 복잡한 관계를 가지는 사고 인식 모델에서 조건부확률테이블의 파라미터 수를 효과적으로 줄일 수 있는 효율적인 방법이다.

사고 인식은 Generic model 모델을 이용한 추론결과가 사고임을 인식하면, 사고 종류를 인식하기 위하여 Private model과 방향정보가 추가된 특징 정보의 값을 이용하여 각각의 사고를 인식하도록 설계하였다.

4. 실험 및 결과

제안하는 실시간 사고 인식 및 분석 시스템(RTADAS)의 성능을 평가하기 위해서 위하여 검색을 통해 수집한 사고 비디오와 교차로에 설치한 카메라를 통해 직접 수집한 비디오를 이용하였다. 직접 수집한 동영상의 경우 실험을 위한 사고 발생 데이터가 적기 때문에, 실험결과 Detection Rate(DR)와 Correct Detection Rate(CDR)의 경우 비교적 높은 결과를 확인할 수 있으며 False Alarm Rate(FAR)는 사고가 아닌 데이터가 많기 때문에 비교적 낮은 결과를 얻을 수 있어 정확한 실험에 어려움이 따른다. 따라서 정확한 실험을 위해 검색을 통해 사고 발생 비디오를 수집하였다. 특정 교차로가 아닌 다양한 교차로에서 수집한 데이터이기 때문에 제안하는 시스템이 특정 교차로가 아닌 범용적으로 사용될 수 있

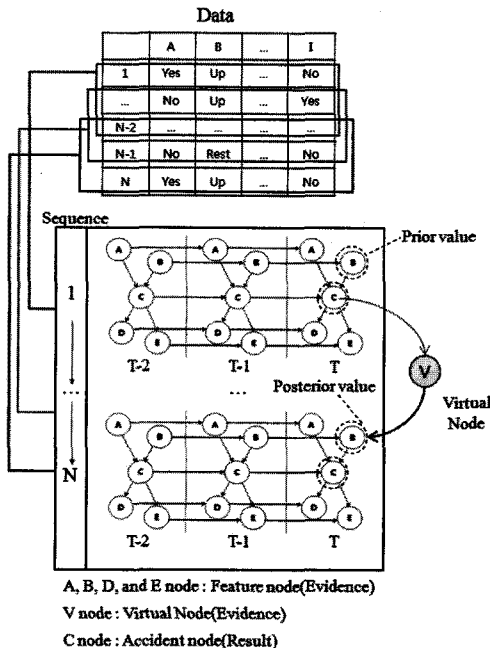


그림 3 virtual node를 이용한 사고 추론 네트워크

표 1 타 시스템과의 성능 비교

	DR(%)	CDR(%)	FAR(%)
이전 연구	82	85	33
Vision-based Model (ARRS)	64	63	0.07
(RTADAS)	92	97	0.77

는지에 대해서 평가할 수 있다. 실험에 사용되는 데이터는 총 70개로 사고 데이터가 33개이고 사고 유사 데이터가 10개, 교통이 원활한 데이터가 27개이다. 표 1은 본 연구에서 제안하는 시스템과 타 시스템과의 성능 비교 결과이다.

DR과 CDR의 경우 본 논문에서 제안하는 시스템이 높은 인식률을 보이며, FAR 또한 이전 연구와 비교하여 낮은 확률 값을 보인다. 이는 이전 연구에서는 도로의 혼잡도 및 차량의 흐름 등 도로 상황 정보를 이용한 반면에 본 연구에서는 객체의 기본 정보를 활용한 객체의 특징정보를 이용하였으며, 가상노드를 이용하여 이전 시간대에서의 추론 결과를 반영하여 특징 정보의 흐름을 고려하기 때문으로 분석된다. 또한 ARRS시스템[6]과 비교해서 사고 인식이 높음을 확인할 수 있다. 이는 특징정보의 부족함을 보완하여 확실적인 계산을 하는 베이지안 네트워크를 활용하여 특징정보들의 유기적인 관계를 설계한 사고 추론 네트워크를 사용했기 때문으로 분석할 수 있다. 또한 특징정보의 단면적인 정보를 사용하는 것이 아니라 사고종류에 따른 특징정보들의 관계를 고려하여 사고 인식 네트워크를 설계했기 때문으로 분석할 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 교차로에서의 사고 이벤트 발생을 감지하고 사고처리에 신속히 대응하여 후속사고 발생을 예방할 수 있는 시스템을 제안하였다. 제안하는 방법은 특징 정보들 간의 유기적인 관계를 고려하기 위해서 확률기반 네트워크를 사용하여 네트워크를 설계하였으며, 가상노드를 이용하여 이전 시간대의 추론 결과가 현재 시간대의 추론에 반영할 수 있도록 설계하여 한정된 노드로 더욱 많은 시간대의 상황을 고려할 수 있도록 하였다. 또한 계층적 네트워크를 사용하여 사고발생 뿐만 아니라 사고종류에 대해서도 인식하고자 하였다. 실험결과 타 시스템보다 높은 성능을 보임을 확인하였다.

향후로는 음향데이터 및 다양한 도로 상황 정보를 객체의 특징 정보와 함께 이용하여 사고 발생과 관련한 관계를 고려해야할 것이다.

참 고 문 헌

[1] F. D. Salim and S. W. Loke, "Collision pattern

modeling and real-time collision detection at road intersections," *Proc. of 2007 IEEE Intell. Trans. Syst. Conf.*, pp.161-166, 2007.

[2] K. Stubbs, H. Arumugam and O. Masoud, "A real-time collision warning system for intersection," *Proc. of Intell. Trans. Syst., America*, 2003.

[3] K. Zhang and M. A. P. Taylor, "Effective arterial road incident detection: a bayesian network based algorithm," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol.14, no.6, pp.403-417, 2006.

[4] D. Gao and J. Zhou, "Adaptive background estimation for real-time traffic monitoring," *Proc. of IEEE Intell. Trans. Syst. Conf.*, pp.330-333, 2001.

[5] A. Lozano, G. Manfredi and L. Nieddu, "An algorithm for the recognition of levels of congestion in road traffic problems," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol.79, no.6, pp.1926-1934, 2007.

[6] Y. K. Ki and D. Y. Lee, "A traffic accident recording and reporting model at intersections," *IEEE Trans. Intell. Trans. Syst.*, vol.8, no.2, pp.188-194, 2007.

[7] F. Yuan and R. L. Cheu, "Incident detection using support vector machines," *Transp. Research C*, vol.11, no.3 pp.309-328, 2003.

[8] S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi and M. Sakauchi, "Traffic monitoring and accident detection at intersections," *IEEE Trans. Intell. Trans. Syst.*, vol.1, no.2, pp.108-188, 2000.

[9] Y. Zhang and Y. Xie, "Application of genetic neural networks to real-time intersection accident detection using acoustic signals," *Trans. Res. Board*, vol.1968, pp.75-82, 2006.

[10] L. M. Bruce, N. Balraj, and Y. Zhang, "Automated accident detection in intersections via digital audio signal processing," *Trans. Research Review, Journal of the Trans. Research Board*, 2003.

[11] F. D. Salim, W. Loke, A. Rakotonirainy, B. Srinivasan and S. Krishnaswamy, "Collision pattern modeling and real-time collision detection at road intersections," *Proc. of IEEE Intell. Trans. Syst. Conf.*, pp.161-166, 2007.

[12] S. Sun, C. Zhang and G. Yu, "A bayesian network approach to traffic flow forecasting," *IEEE Transactions on Intelligent*, vol.7, no.1, pp.124-132, 2006.

[13] K. S. Hwang and S. B. Cho, "Learning of bayesian network," *KROS Proc.*, vol.3, no.4, pp.15-27, 2008.

[14] K. B. Korb and A. E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, Chapman & Hall/CRC, 2003.