

퍼지논리와 교통패턴을 이용한 유고검지 모형에 관한 연구[†]

A Study on Incident Detection Model using Fuzzy Logic and Traffic Pattern

홍남관* / Hong, Nam Kwan 최진우** / Choi, Jin Woo 양영규*** / Yang, Young Kyu

요약

본 논문에서는 램프가 설치되어 있는 도로환경에 맞는 효율적인 유고검지를 위하여 퍼지논리 및 교통패턴을 함께 사용하여 유고검지 모형을 구현하였다. 모형에 사용된 교통 데이터는 서울시 내부 순환 도로에 있는 루프 검지기에서 3개월 동안 5분 간격으로 수집된 교통량, 점유율, 속도 데이터이다. 본 논문에서는 단일지점 검지기 도로 환경에 맞게 변수들을 퍼지화 시켰으며 추론방법은 MIN-MAX 중심법을 사용하고 비퍼지화 방법은 무게 중심법을 사용하였다. 그리고 요일 및 링크별로 서로 다른 교통 흐름이 형성됨을 감안하여 교통패턴을 구축하였다. 최종적으로 퍼지논리의 유고확률과 교통패턴의 교통패턴 차이 값을 이용하여 유고를 판단하는 유고확률 임계치를 도출하였다. 본 논문에서 제안한 모형의 우수성을 입증하기 위해 APID 알고리즘과 교통패턴을 이용하지 않은 퍼지논리와 비교·검증하였다. 검지율 및 오검지율 테스트를 수행한 결과 APID 알고리즘의 경우 제대로 유고를 검지하지 못하였으며 퍼지논리만을 이용한 알고리즘의 경우 상당히 높은 오검지율을 도출하였다. 이에 반해 교통패턴 및 퍼지논리를 이용한 본 모형의 경우 퍼지논리만을 사용한 모형에 비해 유고검지율은 5% 낮아졌으나 반면에 오검지율은 18% 낮아지는 향상된 결과를 나타냄을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper we proposed and implemented an incident detection model which combines fuzzy algorithm and traffic pattern in order to enhance the efficiency of incident detection for the highways with lamps. Most of the existing algorithms dealt with highways without lamps and can not be used for detecting incidents in the highways with lamps. The data used for model building are traffic volume, occupancy, and speed data. They have been collected by a loop sensor at 5 minutes interval at a point in the Internal Circular Highway of Seoul for the period of 3 months. In this model, the three parameters collected by sensor were fuzzified and combined with the daily traffic pattern of the link. The test of efficiency of the proposed model was performed by comparing the result of proposed model with traditional APID

† 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음
(IITA-2006-C1090-0603-0040)

■ 논문접수 : 2007.3.29 ■ 심사완료 : 2007.5.7
* 경원대학교 BK21 텔레매틱스 연구원(madoyo78@paran.com)
** 경원대학교 전자계산학과 박사과정(cjw49@paran.com)
*** 교신처자 경원대학교 소프트웨어대학 교수(ykyang@kyungwon.ac.kr)

algorithm and fuzzy algorithm without the pattern data respectively. The result showed significant amount of improvement in reducing the false incident detection rate by 18%.

주요어 : 유고검지, 퍼지논리, 교통패턴, 유고확률

Keyword : Incident Detection, Fuzzy Logic, Traffic Pattern

1. 서 론

교통 수요의 증가로 인하여 날로 심각해져 가고 있는 교통문제를 전반적으로 해결하기 위하여 현재 지능형교통시스템(ITS: Intelligent Transportation System)에 대한 연구가 활발히 진행 중이며, 이러한 지능형 교통 시스템에서 가장 중점을 두고 추진 되는 사항은 교통 혼잡을 완화하는 것이다[1]. 정체는 크게 반복적인 정체와 비반복적 정체로 분류 되는데 이 중 도로상의 공사, 사고, 차량의 고장, 자연재해와 같은 비반복 정체로 인한 혼잡은 불특정 시간대 및 불특정 장소에서 발생하므로 예측이 불가능하여 신속하고 정확한 검지와 적극적인 대응을 통해서 정체를 해소해야 한다. 앞에서 설명한 예측 불가능한 비반복 정체와 같은 일련의 사건을 유고(incident)라 한다. 유고는 고속도로나 간선도로 상에서 정체의 주요 요인으로 교통류의 정상흐름을 왜하시켜 도로의 유효용량 감소와 함께 대기 오염, 이차적 사고 유발의 잠재력을 포함하는 등 도로 안전 여건 저하 등을 유발시켜 사회에 경제적 손실과 같은 부가적인 수요의 증가를 초래한다[2]. 그러므로 지능형교통시스템은 유고로 인한 영향을 최소화 하고 유고상황을 신속하게 대응할 수 있도록 하는 효율적인 자동유고검지 알고리즘을 필요로 한다.

현재까지 유고검지 알고리즘에 대한 연구는 다양한 방법에 의해 개발되었다. 기존에 사용된 알고리즘들은 비교식 알고리즘, 시계열 알고리즘, 확률기법, 교통류 모델링 등이 있다. 하지만 이들 알고리즘들은 60%내외의 낮은 유고검지율(DR: Detection Rate)을 가질 뿐만 아니라 오검지율(FAR: False Alarm Rate)이 높은 문제점을 가지고 있기 때문에 유고검지 알고리즘으로 사용하기에는 부적합하다. 최근에는 이전의 유고검지 알고리즘들이 가지고 있

었던 낮은 유고검지율을 해결한 첨단 유고검지 기법인 퍼지 논리와 신경망을 이용한 알고리즘의 연구가 활발히 진행 중에 있다. 하지만 이러한 알고리즘들은 상대적으로 오검지율이 높아 전체적인 성능은 낮은 것으로 판단되고 있다. 이러한 높은 오검지율은 운영자로 하여금 유고검지 알고리즘에 대한 불신을 초래하게 된다.

따라서 본 논문에서는 기존의 알고리즘들의 높은 검지율을 유지하면서도 기존 방법들의 문제점이었던 오검지율을 낮추기 위한 목적으로 다음과 같은 방법을 제안한다.

유고의 경우 언제 어디서 발생할지 모르는 불확실성을 가지고 있기 때문에 “불확실 시스템” 또는 “개략적 추론” 등과 같이 수학적으로 모형화가 어려운 시스템의 규명 방법으로 널리 활용되고 있는 퍼지논리를 사용한다. 또한 퍼지 논리의 결과 값만을 사용할 경우 오검지율이 상대적으로 높게 나오는 문제점이 발생하기 때문에 오검지율을 낮추기 위하여 요일 및 링크별로 교통 흐름을 알 수 있는 교통패턴을 함께 사용한다. 알고리즘 설계에 사용되는 입력 데이터는 서울 내부고속도로의 루프검지기를 통하여 3개월 동안 5분의 간격으로 수집된 교통데이터(속도, 점유율, 교통량)를 사용한다. 또한 본 알고리즘이 정확한 유고검지를 해 내는지 확인하기 위하여 유고가 발생한 시점의 유고데이터들을 입력 값으로 활용하여 검지율 및 오검지율을 확인한다. 이와 함께 모형의 비교평가를 위하여 기존 APID알고리즘과 퍼지논리만을 사용한 모형과 비교한다.

2. 유고검지 알고리즘의 고찰

기존 유고검지 알고리즘들은 다음 5종류의 이론

적 틀로서 구분될 수 있다. 여기에는 비교식 (comparative) 알고리즘, 통계학적(statistical) 알고리즘, 시계열(time series) 알고리즘, 교통류모형 알고리즘, 인공지능 알고리즘이 포함된다.

비교식 알고리즘은 기존 알고리즘들 중에서 가장 단순한 형태이다. 이 알고리즘은 유고상황이 상류의 루프검지기의 점유율을 증가시키고, 하류의 점유율을 감소시키는 것을 가정하고 있다. 검지원리는 미리 설정된 임계값에 측정된 값(교통량, 점유율, 속도 등)을 비교하여, 일정 임계치를 넘어서면 유고상황이 검지된다[3]. 대표적인 알고리즘으로 캘리포니아 알고리즘, Wave analysis, APID(All Purpose Incident Detection) 알고리즘, PATREC (the PATtern RECognition) 알고리즘 등이 있다.

통계학적 알고리즘은 유고발생을 추론하기 위하여 대부분의 교통패턴이 통계적인 접근을 통하여 모형화 될 수 있다는 가정을 기초로 출발한다[4]. 대표적인 알고리즘으로 Bayesian 알고리즘, SND(Standard Normal Deviate) 알고리즘 등이 있다.

시계열 알고리즘은 교통의 전개를 과거 도로 데이터로부터 직접적으로 모형화할 수 있다는 가정 하에서 출발하였다. 모형에서 처리된 실시간 데이터와 미리 정해진 임계값을 비교, 산정된 실측치와 예측치의 편차를 이용해 유고상황을 검지한다[5]. 대표적인 알고리즘으로 ARIMA(AutoRegressive Integrated Moving Average)알고리즘, HIOCC (High OCCupancy) 알고리즘, DES(Double Exponential Smoothing) 알고리즘, DELOS (DEtectio LOGic with Smoothing) 알고리즘 등이 있다.

교통류 모델 알고리즘은 유고상황에서 교통류 상황을 예측하여 실제 관찰된 교통변수들과 비교하게 된다[6] [7]. 대표적인 알고리즘으로 Dynamic 알고리즘, McMaster 알고리즘 등이 있다.

마지막으로 인공지능 알고리즘은 인간의 학습능력과 추론능력을 유고검지에 이용한 것으로써 보통 퍼지논리와 인공지능망 기법을 통하여 기존과 다른 교통패턴이 형성될 경우 유고상황을 검지하는 기법

이다[8-11].

3. 유고검지 모형의 설계

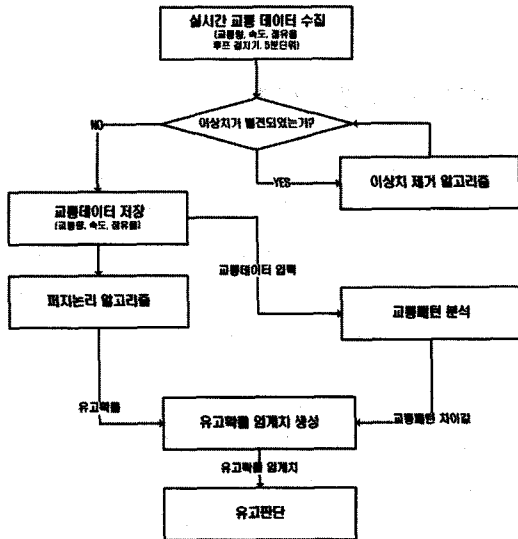
본 장에서는 퍼지논리와 교통패턴을 이용한 유고검지 모형을 제안한다. 제안하는 유고검지 모형의 구성은 다음과 같다. 루프검지기에서 발생한 이상 교통데이터를 제거하는 단계, 퍼지논리에 의해 교통데이터의 변수인 통행량, 속도, 점유율 및 유고의 퍼지 소속 함수를 구성하는 단계, 검지기를 통하여 수집된 교통데이터를 이용하여 교통류의 흐름이 반영된 교통패턴을 구축하는 단계, 그리고 퍼지논리의 결과 값인 유고확률과 교통패턴의 결과 값인 교통패턴 차이 값을 이용하여 유고를 검지하는 4단계로 구성되어 있다.

3.1 유고검지 모형의 개요

본 논문에서는 기존 유고검지 알고리즘들의 가장 큰 문제점인 오검지율을 낮추는데 중점을 두고 있으며 이러한 문제점을 개선하기 위해 다음의 유고검지 모형을 제안한다. 먼저 높은 유고 검지율을 보장하고 있는 기존의 퍼지논리와 함께 불규칙한 교통류 흐름이 반영된 교통패턴을 이용하여 오검지율을 낮출 수 있는 모델을 제안한다. 이러한 알고리즘을 장점은 다음과 같다.

- ① 교통패턴을 이용하기 때문에 반복적 정체와 비 반복적 정체를 구별할 수 있다.
- ② 반복적 정체와 비 반복적 정체의 구별을 구분할 수 있으므로 오검지율이 낮아진다.
- ③ 교통패턴을 이용하기 때문에 최고의 결과 값을 도출하기 위하여 퍼지 소속 함수를 변경할 필요가 없어지게 된다.

본 논문에서 제안한 유고검지 모형의 전체적인 흐름을 살펴보면 그림 1과 같다.



<그림 2> 유교검지 모형의 전체 흐름도

3.2 이상치 제거 알고리즘

이상치 제거 알고리즘은 실시간으로 수집된 교통 데이터 중 루프점지기의 오류로 인해서 '0'으로 수집된 교통데이터의 이상치를 제거하는 알고리즘이다. 이상치를 제거하는 방법은 '0'으로 수집된 시간대에서 전·후 5분(t-1, t+1)의 교통데이터들의 합을 합한 후 평균값을 구하여 교통데이터를 입력하게 된다.

이상치 제거알고리즘의 식은 (1)과 같이 표현된다.

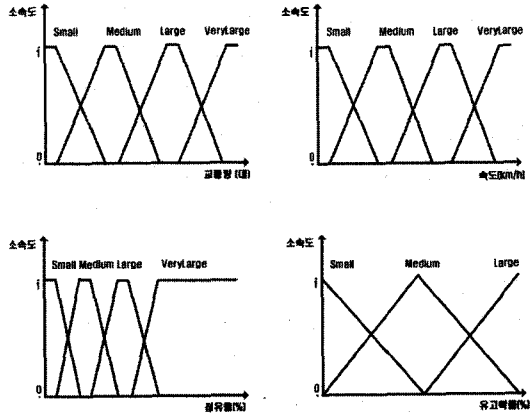
IF 이상치 발생 is True THEN

$$\begin{aligned}
 vol' &= [vol(t-1) + vol(t+1)]/2 \\
 spd' &= [spd(t-1) + spd(t+1)]/2 \\
 occ' &= [occ(t-1) + occ(t+1)]/2
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기서, vol': 이상치가 제거된 교통량 값
 spd': 이상치가 제거된 속도의 값
 occ': 이상치가 제거된 점유율 값

3.3 퍼지논리 알고리즘

유교검지를 하기 위한 퍼지논리 알고리즘을 구축



<그림 1> 교통데이터 변수에 대한 소속 함수 (예)

하기 위해서는 먼저 소속 함수(membership)와 기본규칙(rule base)을 구성해야 한다.

유교검지에 사용된 퍼지논리의 소속 함수는 보통 x-y 그래프로 표현되는데, 여기서 x축은 전건부의 경우 교통데이터의 변수인 교통량, 속도, 점유율을 나타내며, 후건부는 유교확률을 나타낸다. y축은 교통데이터 변수들의 각 소속도를 나타낸다.

퍼지논리 알고리즘에서 퍼지 소속도를 설정하는 방법은 유교 검지율이 가장 높은 결과를 가질 때까지 소속 함수를 변경하는 방식을 사용하며 그 값을 모델의 소속 함수로 설정한다. 교통데이터의 각 변수에 대한 소속 함수는 그림 2와 같다.

그림 2에서 전건부(입력 데이터)와 후건부(도출된 데이터)의 변수에 대한 소속 함수가 나타내는데, 여기서 각 변수의 최대 값(x축)은 총 3달 동안 수집된 교통데이터들의 최대 값으로 설정 한다.

퍼지논리의 기본규칙은 아래와 같이 입력 값과 결과 값 사이의 관계를 묘사하는 "IF-THEN"과 같은 세트의 규칙들로 구성되며, IF절은 선행조건, THEN절은 결과이다.

기본규칙을 살펴보면 유교가 발생할 확률은 교통량 및 속도의 소속 값이 Large, VeryLarge이고 점유율이 Small일 경우에는 발생할 확률이 적으며, 반대로 교통량 및 속도의 소속값이 Medium, Small이고 점유율이 Large일 경우 확률이 크다는 것을 식(2)와 같은 퍼지논리의 기본 규칙을 살펴보면

면 알 수 있다.

또한 교통량과 속도가 VeryLarge인데 점유율이 VeryLarge일 경우는 발생할 확률이 거의 없으므로 퍼지논리의 기본규칙에서 제외된다. 본 논문에서 사용된 퍼지논리의 기본규칙은 기존에 퍼지논리를 활용한 유고검지 알고리즘의 기본 규칙들을 활용하여 구성하며 전체 64개로 구성되어 있다[12-14].

- Rule 1: IF 교통량(S) and 속도(S) and 점유율(S) THEN 유고확률(M)
- Rule 2: IF 교통량(S) and 속도(S) and 점유율(M) THEN 유고확률(M)
- ⋮
- Rule 63: IF 교통량(VL) and 속도(VL) and 점유율(L) THEN 유고확률(-)
- Rule 64: IF 교통량(VL) and 속도(VL) and 점유율(VL) THEN 유고확률(-)

마지막으로 유고확률을 구하기 위한 퍼지추론은 일반적으로 많이 사용되는 MIN-MAX 중심법을 사용하고, 비퍼지화 방법으로는 무게중심법(center of gravity)을 사용한다[8].

이러한 퍼지논리 알고리즘을 통하여 도출된 유고확률 값은 교통패턴 분석을 통하여 도출되는 교통패턴 차이 값과 함께 유고확률 임계치를 생성하는데 사용하게 되며, 유고 상황을 판단하는 매우 중요한 변수로서 사용된다.

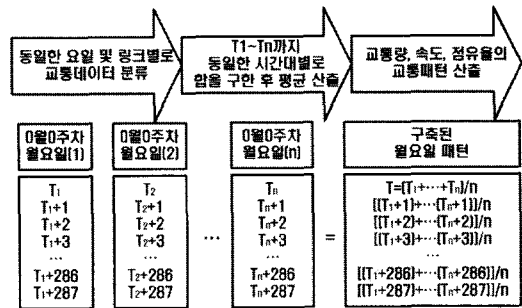
3.4 교통패턴 분석

교통패턴을 구축하는 이유는 교통흐름의 특성상 요일 및 링크별로 상이한 교통패턴을 가지고 있기 때문에 퍼지논리만을 사용할 경우 제대로 된 유고 검지를 기대할 수가 없기 때문이다. 예를 들어 출·퇴근 시간대의 경우 속도는 느리면서 점유율이 높아지는 패턴이 나타나게 되는데 퍼지논리만을 사용할 경우에는 출·퇴근 시간대와 같은 패턴이 나타날 경우 순간의 느린 속도와 높은 점유율만을 보고 유고로 잘못 판단하여 오검지를 할 경우가 발생하게 된다. 이러한 상황을 미연에 방지하기 위해서 교통흐름을 반영한 교통패턴 데이터를 구축하여 퍼지논리의 유고확률 결과 값과 함께 이용할 경우 반복/비반복 정체를 구분하여 제대로 된 유고 검지를 할

수 있다.

교통패턴을 생성하기 위하여 3개월 동안 수집된 교통데이터를 활용하며, 교통 패턴 구축 방법은 다음과 같다.

먼저 일정한 기간 동안 수집된 교통데이터들을 활용하며 교통데이터 중 유고가 포함된 유고데이터가 있을 경우에는 앞에서 설명한 이상치 제거 알고리즘을 통하여 제거한 후 교통패턴 구축에 이용한다. 이상치가 제거된 교통데이터는 요일별(월요일~일요일) 및 링크별로 교통 데이터를 분류하게 된다(단, 공휴일의 경우 일요일의 교통패턴을 적용). 예를 들어 각 링크별로 일정 기간 동안의 각 요일(예: 총 n주차 월요일) 교통 데이터를 따로 분류한 후 요일 및 링크별 교통패턴을 구하게 되며 자세한 내용은 그림 3에 나타나 있다.



〈그림 3〉 교통패턴 구축 방법
(예: 월요일 패턴 구축의 경우)

요일뿐만 아니라 링크별로 패턴을 구축하는 이유는 링크마다 서로 고유의 교통패턴을 가지고 있기 때문에 이러한 교통패턴을 무시할 경우에도 오검지율이 높아지는 결과를 초래하므로 요일뿐만 아니라 링크별로도 교통패턴을 구축하게 된다. 여기서 생성된 교통패턴은 퍼지논리의 오검지율을 낮추기 위한 필수 요소이다.

3.5 유고확률 임계치 생성

앞에서 생성된 교통패턴은 교통패턴 분석에 입력되는 5분 단위 실시간 교통 데이터와 비교를 한 후

교통패턴 차이 값을 생성하기 위하여 사용되는데 우선 실시간으로 수집된 교통데이터와 교통패턴의 차이를 각각의 변수(교통량, 점유율, 속도)마다 구하게 되며 식 (3)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} Dvol(t) &= Ivolt(t) - Pvol, \\ Dspdt(t) &= Ispdt(t) - Pspdt, \\ Docc(t) &= Iocc(t) - Pocc \end{aligned} \quad (3)$$

여기서,

- Dvol*: 교통량 차이 값, *Dspdt*: 속도 차이 값,
- Docc*: 점유율 차이 값
- Ivol*: 수집된 교통량, *Ispdt*: 수집된 속도,
- Iocc*: 수집된 점유율
- Pvol*: 교통량 패턴, *Pspdt*: 속도 패턴,
- Pocc*: 점유율 패턴

마지막으로, 생성된 각각의 변수(교통량, 속도, 점유율)차이를 최대값(최대 교통량, 최대속도, 최대 점유율)로 나누어 교통패턴 차이 값(*PDval*)을 생성하며 식 (4)와 같이 표현된다.

$$PDval = \left[\left(\frac{Docc}{Mocc} \right) - \left(\frac{Dvol}{Mvol} \right) - \left(\frac{Dspdt}{Mspdt} \right) \right] \quad (4)$$

여기서, *PDval*: 교통패턴 차이 값

- Mvol*: 최대 교통량, *Mspdt*: 최대 속도,
- Mocc*: 최대 점유율

식 (4)에서 교통량과 속도가 점유율과 부호가 반대인 이유는 교통량과 속도의 경우 유고상황과는 반비례 관계이고, 점유율의 경우는 유고상황과 비례관계이기 때문이다.

또한 교통량과 속도의 부호가 '-'인 이유는 앞에서 구한 교통패턴 차이에서 교통량이 기존패턴보다 감소되고 속도가 기존패턴보다 느려졌다면 교통량 차이 값과 속도 차이 값은 '-'가 될 것이기 때문이다. 이러한 상황은 유고상황에 더욱 근접한 상황을 나타내므로 최종적으로 교통패턴 차이 값의 크기를 증가시킨다. 점유율의 부호가 '+'인 이유 역시 앞

에서 설명한 차이 값이 커질수록 유고상황에 더욱 근접하기 때문이다.

이러한 일련의 과정을 거친 후 퍼지 시스템의 결과 값인 유고확률과 교통패턴 시스템의 결과 값인 교통패턴 차이 값을 이용하여 유고를 판단하는 기준인 유고확률 임계치(*Cvalue*)를 생성하며 이는 식 (5)와 같이 표현된다.

$$Cvalue = \left(\left(\frac{Mincident}{100} \right) + PDval \right) \quad (5)$$

여기서, *Cvalue*: 유고확률 임계치

Mincident: 퍼지논리의 유고확률

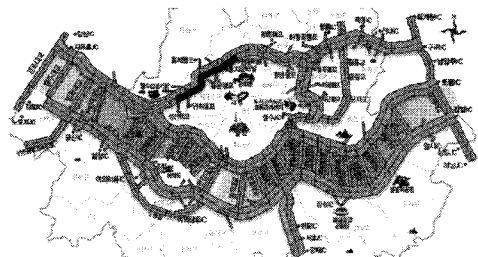
최종적으로 유고확률 임계치(*Cvalue*)가 '1'을 초과할 경우 유고상황으로 판별하게 된다[15].

4. 유고검지 모형의 실험 및 고찰

본 장에서는 3장에서 제안한 모형의 성능 평가를 위하여 기존 APID알고리즘과 패턴이 포함되지 않은 퍼지논리 모형 그리고 본 논문에서 제안한 모형의 비교·분석을 통하여 성능을 평가하였다.

4.1 교통데이터 정보

먼저 본 논문에서 사용되는 교통데이터는 앞에서 설명한 루프 검지기를 통하여 수집되었으며 수집된 장소는 서울시 내부순환도로 내 5개 지역으로 그림 4와 같다.



〈그림 4〉 교통 데이터 수집 지역
(내부순환도로, 성산램프→정릉터널입구)

루프검지기를 통하여 수집된 교통데이터의 정보에 대한 내용은 다음과 같다.

- ① 수집 장소 : 서울시 내부순환 도로 (총 5개의 루프 검지기), 성산램프 → 연희램프, 연희램프 → 홍제램프, 홍제램프 → 홍은램프, 홍은램프 → 홍지문터널입구, 홍지문터널입구 → 정릉터널입구
- ② 수집 기간 : 2005년 9월 1일(목) ~ 2005년 11월 30일(수), 3개월, 5분 단위 간격으로 수집

4.2 성능평가 방법

제한된 모형의 성능 평가는 유고 검지율과 오검 지율에 의해서 평가된다. 실험에서, 입력 값으로는 루프검지기로부터 실시간으로 수집되는 교통데이터(교통량, 점유율, 속도)가 사용되며, 제안한 알고리즘의 우수성을 평가하기 위하여 퍼지논리만을 이용한 유고검지 모형과 본 논문에서 제안한 퍼지논리 및 교통패턴을 함께 이용한 유고검지 모형을 서로 비교하여 성능을 평가하였다.

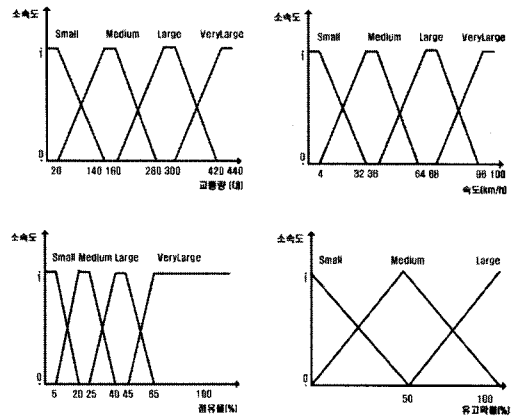
본 논문에서 제안한 알고리즘의 유고 검지율 및 오검지율을 평가하기 위해서는 실제로 유고가 발생한 시점의 교통데이터가 필요하다. 이를 위해서 가장 바람직한 방법은 실시간으로 직접 교통데이터를 입력받아 평가를 하는 것이 바람직하겠지만 루프 검지기로부터 실시간으로 데이터를 직접 수집하는 것이 연구 환경의 제약상 어려우므로 3개월 동안 수집된 기존의 교통데이터 중 실제로 유고가 발생한 시점의 데이터가 포함된 날짜의 데이터를 알고리즘에 입력하여 유고를 검지하는지 확인하였다. 3개월 동안 수집된 교통데이터 중 실제로 유고가 발생한 총 167건의 데이터를 입력하고, 최종적으로 유고확률 임계치 값이 '1' 이상일 경우 유고로 판별하였다.

4.2 퍼지소속 함수

유고검지에 사용된 퍼지논리의 소속 함수는 앞에

서 설명한 방법과 같이 교통데이터들을 입력하여 유고검지 확률이 가장 높은 경우의 소속 함수로 설정하였으며 설정된 소속 함수는 그림 5와 같다.

소속 함수를 살펴보면 전건부의 변수들인 교통량, 속도, 점유율의 x축의 경우 수집된 교통데이터를 참고로 변수들의 최대 값을 설정하였다. 예를 들어 속도의 경우 전체 교통데이터에서 속도의 최대 값(100km/h)을 설정하게 되며 이 값을 퍼지논리 소속함수 x축의 최대 값으로 설정하게 된다. 그림의 점유율 소속 함수를 살펴보면 특이한 점이 보이는데 바로 점유율의 VeryLarge 소속도 범위가 Small, Medium, Large에 비해서 넓은 것이다. 이러한 이유는 점유율의 경우 유고가 발생하여도 점유율이 60%를 넘는 경우가 거의 없었기 때문에 후건부인 유고확률 값을 높이기 위하여 점유율의 소속 함수 값의 범위를 그림 5와 같이 설정하였다.



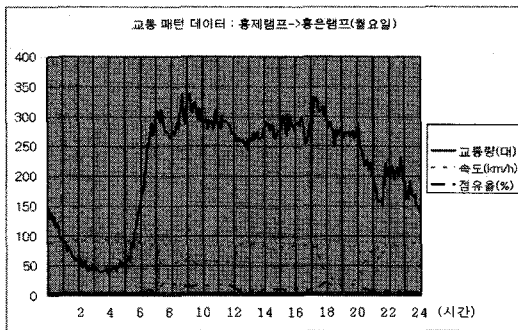
<그림 5> 설정된 퍼지 소속 함수

4.4 요일 및 링크별 교통패턴

그림 6은 교통패턴 분석을 통하여 구축된 교통패턴으로써 서울 내부순환도로의 홍제램프→홍은램프에서 총 3개월 동안 5분 간격으로 수집된 교통데이터의 월요일 교통패턴을 나타내고 있다.

월요일의 경우 새벽시간대의 교통량은 적어지고 점유율은 낮아지지만 반대로 속도는 매우 빨라지는 현상을 나타내고 있다. 이와 반대로 침두시간대는

교통량이 빠르게 늘어남과 동시에 점유율도 빠르게 높아지며 반대로 속도는 빠르게 느려지는 현상이 발생한다. 이와 같이 교통패턴은 장소 및 시간별로 패턴이 다르기 때문에 장소 및 시간대별로 교통패턴을 구축하게 된다. 교통패턴을 활용할 경우 압축과 검사 및 유고상황이 종결되는 시점을 확인할 수 있으며, 반복적 정체와 비 반복적 정체를 구분할 수 있기 때문에 오염지율을 낮출 수 있게 된다.



〈그림 6〉 요일별 교통패턴(홍제램프→홍은램프)

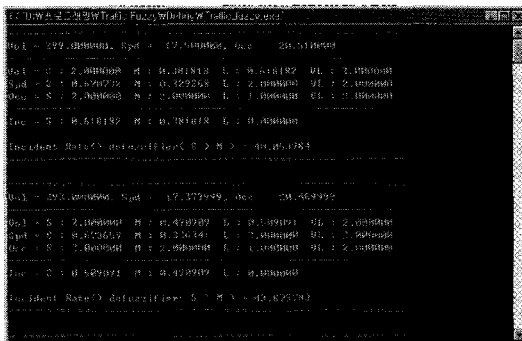
4.4 유고검지 모형의 실험 결과

본 논문에서 제안한 퍼지논리 및 교통패턴을 이용한 알고리즘을 퍼지논리만을 이용한 알고리즘과 비교하였다. 또한 교통패턴의 누적량에 따른 검지율 및 오염지율을 확인하기 위하여 각각 1개월, 2개월, 3개월의 교통패턴 데이터를 따로 구축하여 실험 하였다. 교통 데이터는 91일 데이터에 각각 5

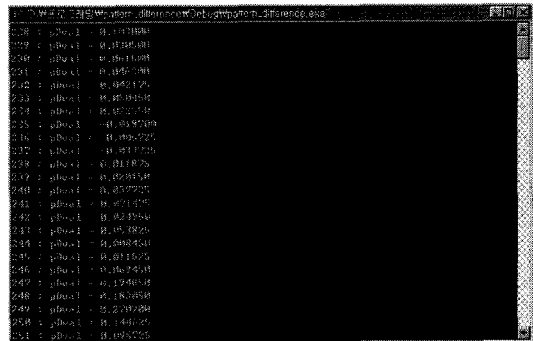
개 링크별로 총 455개의 파일로 구성되어 있으며, 유고 데이터는 총 167건이 포함되어 있다.

그림 7은 퍼지논리 알고리즘의 실행 결과 화면 일부를 나타낸 것으로써 이를 살펴보면 퍼지논리에 입력되는 교통변수인 교통량(Vol), 속도(Spd), 점유율(Occ)에 따라 각각 변수의 소속도(S, M, L, VL)가 도출되며 소속도는 0~1 사이의 값을 갖는다는 것을 볼 수 있다. 위의 화면에서 보이는 '2'의 값은 소속도가 없는 것을 표시한 것이며, 디지퍼지화시 배제되는 소속 함수이다. 퍼지추론은 MIN-MAX 중심법을 사용하여 유고(Inc) 소속도(S, M, L)가 도출된다. 최종적으로 디퍼지화 방법은 Inc 소속도에 무게 중심법을 활용하여 유고확률(incident rate)을 도출하였다.

그림 8은 교통패턴 분석 실행 결과 화면의 일부를 나타낸 것이다. 화면에 보이는 "228 ~ 251"은 시간대를 나타내는 변수로써 '228'의 경우 오후 7시를 나타내며 '251'의 경우 오후 8시 55분을 나타낸다. 또 다른 변수인 'pDval'은 교통패턴 분석의 결과 값인 교통패턴 차이 값으로 교통변화율을 나타낸다. 이러한 교통패턴 차이 값이 '-' 일 경우에는 유고확률 임계치의 값을 낮추는 결과를 도출하므로 결과적으로 유고로 판단할 가능성을 적어지게 하며, 교통패턴 차이 값이 '+'일 경우 유고확률 임계치의 값을 높이는 결과를 도출하므로 결과적으로 유고로 판단할 가능성을 높게 한다. 이러한 교통패턴 차이 값은 앞에서 설명한 유고확률과 함께 유고확률 임계치를 생성하는데 사용된다.

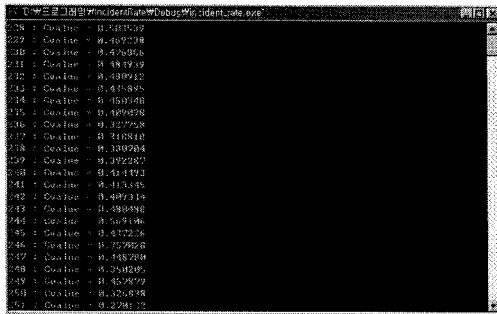


〈그림 7〉 퍼지논리 알고리즘 실행 결과 화면



〈그림 8〉 교통패턴 분석 실행 결과 화면

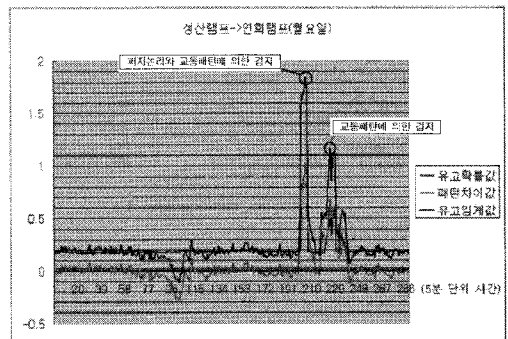
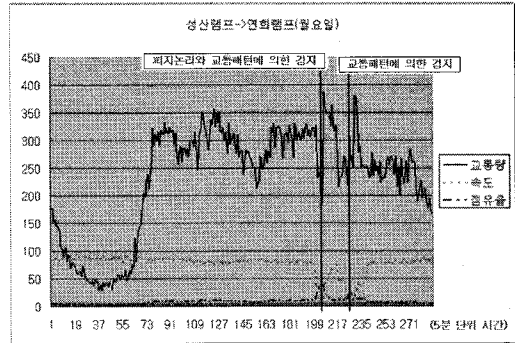
마지막으로 그림 9는 최종적인 유고확률 임계치를 나타내는 화면으로써 실행화면의 일부를 나타낸 것이다. 그림을 살펴보면 앞에서 설명한 시간대를 나타내 주는 숫자와 함께 'Cvalue' 변수가 보인다. 이 변수는 이 논문에서의 최종값인 유고확률 임계치로써 '1'이상일 경우 유고로 판단하는 중요한 변수이다. 여기에서는 '1'이상인 값이 없으므로 유고가 발견되지 않았음을 의미한다.



<그림 9> 유고확률 임계치 실행 결과 화면

그림 10은 2005년 10월 17일 (월), 성산램프 → 연희램프 구간의 교통흐름과 알고리즘을 통하여 도출된 결과 값에 대한 내용을 보여준다. 그림에서 가장 중요한 내용은 “퍼지논리와 교통패턴에 의한 유고검지”와 “교통패턴에 의한 유고검지”로써 다시 한 번 교통패턴의 중요성을 보여준다. “퍼지논리와 교통패턴에 의한 검지”의 경우 유고확률 값과 유고 임계값이 모두 설정된 임계치를 넘어 유고를 검지 하였다. 하지만 “교통패턴에 의한 검지”의 경우 퍼지논리 알고리즘의 결과 값인 유고확률 값은 '80%'를 넘지 못하여 유고상황으로 판별하지 못하였으나 교통패턴을 이용한 결과 값인 유고임계값의 경우 '1'을 넘어서 유고상황으로 판단하는 것을 보여주고 있다.

이에 대한 내용은 <표 1>을 살펴보면 자세히 알 수 있다.



<그림 10> 퍼지논리와 교통패턴 분석에 의한 유고검지

표 1에서 “201~205” 시간을 살펴보면 유고확률 값이 전부 '80%'를 초과하고 있으며 이와 동시에 유고확률 임계치도 '1'을 초과하고 있기 때문에 알고리즘은 최종적으로 유고상황으로 판단하게 된다. 여기서 새로운 사실은 실제로 유고가 발생함으로써 유고의 영향이 오래 동안 지속된다는 것을 알 수 있으며 총 25분 정도로 유고의 영향이 지속되고 있는 것을 보여준다.

“224~227” 시간을 보면 다시 한 번 교통패턴의 중요성을 알려주는데, 이와 같은 경우는 유고확률 값이 “34.6124~55.221”로써 '80%'를 초과하지 않아 유고로 판단하지 않으나, 교통패턴의 차이 값이 매우 많이 차이나는 것으로 인해 유고확률 임계치의 값이 '1'을 초과하게 되어 알고리즘은 최종적으로 유고상황으로 판단하게 된다.

<표 1> 퍼지논리와 교통패턴 분석에 의한 유고검지 결과

시간	교통량 (대)	속도 (km/h)	점유율 (%)	퍼지논리 알고리즘 (유고확률, %)	교통패턴분석 (교통패턴 차이값)	유고확률 연계치
197	322	81.11	9.93	18.8435	-0.04445	0.143985
198	324	79.41	10.46	18.3462	-0.0267751	0.156687
199	306	60.01	13.07	17.3524	0.145975	0.319499
200	327	26.17	22.63	18.7024	0.439525	0.626549
201	231	15.93	28.46	82.1645	0.76285	1.58449
202	241	10.7	36.58	82.8899	0.844125	1.67302
203	235	10.28	38.58	82.7835	0.904325	1.73216
204	181	8.66	41.73	81.8885	1.0248	1.84369
205	209	10.88	38.56	82.7414	0.913675	1.74109
206	387	28.13	26.99	18.3652	0.377075	0.560727
207	360	42.21	20.58	19.1842	0.2732	0.465042
208	348	46.72	17.22	17.5455	0.2174	0.392855
209	349	52.29	15.01	17.7093	0.161425	0.338518
210	351	58.71	12.73	17.9148	0.10395	0.283098
211	325	61.54	11.21	16.7506	0.140775	0.308281
212	364	71.96	10.97	18.5289	-0.023575	0.161714
213	326	76.08	9.89	17.5075	0.00167498	0.17675
214	317	76.65	9.83	17.6369	0.000249968	0.176619
215	327	77.95	9.7	17.9539	-0.041625	0.137914
216	283	63.86	11.48	17.7542	0.136475	0.314017
217	216	47.79	12.59	17.0338	0.381375	0.551713
218	234	50.44	11.24	16.9729	0.317975	0.487704
219	233	47.49	10.43	16.6967	0.34315	0.510117
220	248	43.61	11.82	25.6858	0.29885	0.555708
221	271	41.52	13.6	27.5366	0.25215	0.527516
222	267	30.16	13.36	39.2368	0.394425	0.786793
223	236	20.22	15.12	41.8916	0.523925	0.942841
224	219	11.33	20.36	50	0.6721	1.1721
225	306	11.13	20.95	34.6124	0.5117	0.857824
226	263	9.79	23.25	50	0.583875	1.08387
227	272	9.99	19.99	55.221	0.5618	1.11401

이 논문의 최종 결과인 표 2를 살펴보면 다음과 같은 결론은 내릴 수 있다. 먼저 본 논문에서 제안한 알고리즘은 퍼지논리만을 이용한 알고리즘에 비해 검지율 측면에서는 장점을 발견할 수 없으나 오검지율 측면에서는 매우 향상된 결과를 나타낸다. 즉, 교통 흐름이 반영된 교통패턴을 이용하여 유고검지 알고리즘의 가장 큰 문제점이었던 오검지율을

낮추었으며 이러한 결과는 알고리즘의 신뢰성을 향상시킬 수 있다. 교통패턴의 수집 기간에 따라 검지율 및 오검지율에 크게 영향을 미치지 않는 것을 살펴본다면 교통패턴의 수집 기간은 해당 지점의 교통흐름을 반영할 수 있는 짧은 기간이면 충분하다고 생각된다. 마지막으로 검지율과 오검지율의 경우 알고리즘의 성능에 따라 결과가 틀려질 뿐 서로 상관관계가 없음을 알 수 있다.

<표 2> 유고검지 알고리즘 비교 분석 결과

구 간	유고 발생 횟수	알고리즘 종류	검지율 (건, %)	오검지율 (건, %)
상산램프→연희램프	14	퍼지논리	13 (92)	16 (55)
		기존 APID모형	4(29)	4(22)
		제안한 유고검지 모형	12 (85)	2 (14)
연희램프→홍제램프	40	퍼지논리	37 (93)	12 (24)
		기존 APID모형	11(28)	8(17)
		제안한 유고검지 모형	35 (88)	3 (7)
홍제램프→홍은램프	40	퍼지논리	36 (90)	17 (32)
		기존 APID모형	9(23)	9(18)
		제안한 유고검지 모형	33 (85)	2 (5)
홍은램프→홍지문터널입구	13	퍼지논리	13 (100)	12 (48)
		기존 APID모형	2(15)	4(24)
		제안한 유고검지 모형	11 (85)	2 (15)
홍지문터널입구→정릉터널입구	60	퍼지논리	53 (88)	18 (25)
		기존 APID모형	-	-
		제안한 유고검지 모형	50 (83)	4 (7)

5. 결 론

기존 퍼지논리를 이용한 유고검지 알고리즘의 가장 큰 문제점은 교통류의 전체적인 흐름보다는 순간 입력된 교통데이터의 소속 함수에 따른 결과 값을 이용하여 유고를 검지하였기 때문에 오검지율이 매우 높게 나온다는 점이었다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문은 퍼지논리 및 교통패턴을 이용한 유고검지 모형을 제안하였다. 모형은 크게 이상치 제거 알고리즘, 퍼지논리 알고리즘, 교통패턴 분석, 유고판별의 4가지 주요 기능으로 구성하였다.

본 논문에서 제안한 유고검지 모형의 구현을 위해 사용된 데이터는 서울 내부순환도로의 5개 루프 검지기로부터 3달 동안 5분 간격으로 수집된 교통량, 속도, 점유율의 3가지 변수를 사용하였고, 유고 검지율 및 오검지율을 검증하기 위하여 실제로 유고가 발생한 시점의 교통 데이터를 비 유고 상태의 교통 데이터와 함께 입력하여 확인하였다.

결과를 살펴보면 본 논문에서 제안한 모형의 경우 기존 APID모형에 비해 유고 검지율은 62%가 향상됐으며, 오검지율은 31% 낮아지는 결과를 도출하였으며, 또 다른 비교 대상 방법인 퍼지논리만을 이용한 모형에 비해서는 유고 검지율은 7.4% 낮아졌으나, 오검지율이 27% 낮아지는 결과를 도출하였다. 기존 APID모형의 성능이 낮은 이유는 상·하류부 검지기 사이에 존재하는 램프의 존재로 램프가 없는 구간에 비해 교통의 흐름이 불규칙하게 나타났기 때문이다. 그리고 퍼지 논리만을 이용한 모형의 오검지율이 높은 이유는 불규칙한 교통 흐름이 포함된 교통패턴을 반영하지 않은 채 순간의 교통 데이터만을 가지고 유고를 판단하였기 때문이다.

반면에 본 논문에서 제안한 유고검지 모형의 경우 도로환경에 적응하기 위하여 순간적인 교통데이터를 유고를 판단하는 기준으로 사용함과 동시에 도로환경을 반영한 불규칙한 교통흐름이 반영된 교통패턴 데이터를 함께 이용하였기 때문에 기존 APID모형과 퍼지논리에 비해 우수한 결과를 도출할 수 있다.

하지만 교통패턴 데이터를 구축할 수 없는 환경 즉, 루프검지기가 설치되어 있지 않은 구간의 경우에는 교통패턴 데이터를 구축할 수 없으므로 루프 검지기가 설치되어 있지 않은 구간과 가장 유사한 도로환경을 가진 구간의 교통패턴 데이터를 활용하는 방법 등을 생각해 볼 수 있다. 하지만, 이러한 교통패턴 데이터를 활용할 경우에는 우수한 결과를 보장할 수 없게 된다.

향후 연구 과제로는 앞에서 설명한 단점을 해결하기 위해 교통데이터를 구축할 수 없는 구간의 해결점을 모색하고, 본선 링크에서의 유고상황으로

인한 전·후 링크의 교통 패턴, 기상 조건과 도로의 특성 등을 고려하는 방법을 연구하여 알고리즘을 향상시키는 것이다.

마지막으로 임계치의 설정에 따라 유고를 판단하는 기준이 다르게 되므로, 최적 임계치 설정에 관한 방법이 연구된다면 더욱 향상된 유고검지 모형을 만들 수 있을 것이라 생각된다.

참고문헌

1. 배상훈. "우리나라 지능형 교통체계 부문의 산업화 전략", 교통개발 연구원, 2000.
2. 원재무, 알기 쉬운 도시교통, 박영사, 2004.
3. 김진학, 박창호, 전경수, 이성모, "자동유고검지 알고리즘의 고찰", 대한교통학회, 1999, pp. 167-172.
4. 김우철 외, 현대통계학, 영지문화사, 2006.
5. 김원경, 시계열분석의 이해, 교우사, 1999.
6. 이영인, 황준환, "간선도로 유고상황 검지기법 개발", 도시과학논증 제 26권, 2000.
7. 김상구, 김영춘, "유고상황 검지를 위한 교통류 영역 구분에 관한 연구", 대한교통학회 제 51회 학술발표대회, 2006, pp. 260-269
8. 이사용, 인공지능, 상조사, 2004.
9. Srinivasan, D, Xin Jin, R. L. Che, "Evaluation of Adaptive Neural Network Models for Freeway Incident Detection", IEEE Trans. on ITS, 2004, pp. 1-11.
10. Jin, Xin, Srinivasan D, Ruey Long Cheu, "Classification of freeway traffic patterns for incident detection using constructive probabilistic neural networks", IEEE Trans. on Neural Networks, 2001, pp. 1173-1187.
11. Lee, S. "Fuzzy Logic Based Incident Detection for Paired Intersections", Ph.D. Dissertation, Texas A&M University, 1995.
12. Zadeh, L. A, "Fuzzy Logic", IEEE Comput. Mag., 1988, pp. 83-93.

13. 이시복, “퍼지이론을 이용한 유고검지 알고리즘”, 대한교통학회, 1996.
14. 이기정, “퍼지를 이용한 빠른 경로 탐색 알고리즘에 관한 연구”, 경원대학교 석사학위 논문, 2003.
15. 김경석, “교통정보분석 기술개발연구-유고검지기술개발연구”, 과학기술부, 2001.

홍남관

2005년 경원대학교 컴퓨터공학과 학사
2007년 경원대학교 대학원 전자계산학과 석사
2007년~현재 경원대학교 BK21 텔레매틱스 연구원
관심분야 : 텔레매틱스, ITS, LBS

최진우

2005년 경원대학교 컴퓨터공학과 학사
2007년 경원대학교 대학원 전자계산학과 석사
2007년~현재 경원대학교 대학원 전자계산학과 박사
과정
관심분야 : 텔레매틱스, ITS, GIS, LBS

양영규

1972년 서울대학교 학사
1974년 서울대학교 석사
1984년 Texas A&M University 박사(Remote Sensing)
1973~1996년 시스템공학연구소 책임연구원
1997~2002년 한국전자통신연구원책임연구원
2003년~현재 경원대학교 소프트웨어대학 교수
(현: 소프트웨어대학원장)
관심분야 : 텔레매틱스, GIS/RS, LBS