

돌발상황 검지를 위한 Wavelet 기법의 적용

Application of wavelet technique to urban freeway incident detection

백주현

송기한

고승영

(서울대학교 지구환경시스템공학부 석사과정) (서울대학교 지구환경시스템공학부 박사수료) (서울대학교 지구환경시스템공학부 교수)

Key Words : Wavelet 기법, 돌발상황검지 알고리즘

목 차

- | | |
|--------------------|-------------------------------|
| I. 서론 | IV. Wavelet 기법을 적용한 돌발상황 검지모형 |
| II. 문헌 연구 | 1. 돌발상황 검지를 위한 Wavelet 기법의 적용 |
| 1. 기존 돌발상황 검지 알고리즘 | 2. 기존 돌발상황 검지 알고리즘과의 비교 평가 |
| 2. Wavelet 기법 | V. 결론 및 향후 연구과제 |
| III. 자료구축 | |
| 1. 검지기 정보수집 체계 | 참고문헌 |
| 2. 자료의 가공 | |

I. 서론

우리나라 대부분의 도로에서는 교통사고, 차량 고장, 도로 유지 및 보수작업 등과 같은 비반복적 사건 즉, 돌발상황의 발생이 증가하고 있다. 돌발상황 발생의 증가는 교통류의 정상적인 흐름을 방해하며 용량감소를 초래하여 교통혼잡을 야기시킨다. 이로 인한 교통혼잡과 대기오염 그리고 2차 사고의 위험성 유발을 포함하는 도로여건의 악화 등은 막대한 사회적 경제적 비용을 발생시키고 있어 돌발상황의 악영향을 최소화하고 신속하게 처리하기 위한 자동돌발상황 검지기법의 개발에 관심이 집중되고 있는 실정이다.

도로상에서의 신속한 돌발상황 검지는 운전자에게 실시간으로 교통정보 및 우회정보를 제공하고, 돌발상황 대응책의 구축을 가능하게 하여 지체를 줄임으로서 교통류의 흐름을 정상으로 회복시키고 교통안전 측면을 개선하는데 크게 도움을 줄 것이다.

돌발상황 검지에 대한 연구는 이미 1960년대부터 본격적으로 진행되어져 왔으며, 대표적인 알고리즘 유형은 패턴인식(Pattern-recognition) 알고리즘, 통계적(Statistical) 알고리즘, 시계열(Time Series)과 필터링(Smoothing/Filtering)을 이용한 알고리즘, 교통류 모형과 이론을 이용한 알고리즘, Low Volume 돌발상황 검지 알고리즘, 첨단 돌발상황 검지기법 알고리즘 등으로 구분할 수 있다.

최근에는 컴퓨터 기술의 발달로 퍼지(fuzzy) 이론이나 신경망(Neural Network) 이론, 유전자(Genetic) 알고리즘에 대한 연구가 활발하다. 이러한 이론을 기반으로 한 돌발상황 검지 알고리즘은 알고리즘의 주요 변수인 점유율 기반의 알고리즘과 달리 임계값 설정이 필요하지 않아 많은 연구가 진행이

되고 있는 실정이다.

그러나 이러한 이론을 기반으로 한 돌발상황 검지모형은 알고리즘의 성능 평가지표인 검지율(Detection Rate)이나 오경보율(False Alarm Rate) 측면에서는 기존 점유율 기반의 알고리즘에 비해 우수한 것으로 판명이 되고 있지만 이는 시뮬레이션 상에서의 결과일 뿐 복잡한 알고리즘 구조로 인해 실제 상황에는 아직 적용되지 못하고 있는 실정이다.

이런 이유로 아직까지는 루프검지기를 이용한 점유율 기반의 돌발상황 검지모형이 실제 도로현장에서 많이 사용되고 있다.

본 연구에서는 도시고속도로의 돌발상황을 검지하기 위한 방법으로 현재 전기공학을 비롯한 많은 공학 분야에서 사용하고 있는 wavelet 기법을 적용해 보았다. wavelet 기법은 푸리에 변환의 약점을 보완하기 위한 도구로 생겨났으며 wavelet은 쉽게 표현하면 신호(signal)를 표현하기 위한 기본적인 단위라고 할 수 있다.

본 논문에서는 서울의 도시고속도로인 내부순환로의 검지기를 통해 수집된 자료 중 알고리즘의 주요 변수인 점유율 자료를 wavelet 기법에 적용해 보았다. 또한 점유율 기반의 기존 알고리즘 중 가장 많이 사용되고 있는 캘리포니아(California) 알고리즘과 Low-Pass Filtering 알고리즘과의 비교를 통하여 모형의 유의성을 검증해 보았다.

본 논문은 기존 돌발상황 검지모형에서 사용하지 않았던 새로운 기법을 적용해 보는 것에도 초점을 두었던 만큼 소기의 성과를 얻었다고 판단되며, 향후 돌발상황 검지 알고리즘에 있어 새로운 이론적 방향을 제시하였다고 판단된다.

본 논문은 총 5개장으로 구성이 된다. 1장은 본 연구의 서론으로 연구의 배경과 목적 그리고 연구의 내용과 범위를 소개

하였다. 2장은 기존 돌발상황 검지 알고리즘 개발에 관한 연구결과를 검토하는 것으로 기개발된 돌발상황 검지 알고리즘에 대해 알아보았다. 3장에서는 본 연구에서 적용한 기법인 wavelet 기법에 대해 기술하였고 4장에서는 이 기법을 토대로 실제 자료를 적용하여 기존 점유율 기반의 돌발상황 검지 알고리즘인 캘리포니아(California) 알고리즘과 Low-Pass Filtering 알고리즘과의 비교를 통해 유의성을 검증해 보았다. 마지막으로 5장은 결론으로 본 연구의 결과를 요약하고 향후 연구과제에 대해 기술하였다.

II. 문헌 연구

1. 기존 돌발상황 검지 알고리즘

1) 패턴인식(Pattern-recognition) 알고리즘

돌발상황 인식기법으로서 가장 보편적으로 활용되는 기법은 패턴인식기법이다. 패턴인식 기법은 교통패턴의 차이를 직접 비교하여 돌발상황 발생여부를 판단한다.

대표적 패턴인식기법으로는 구조가 간단하여 현장 적용이 용이하고 안정적인 돌발상황 검지결과를 도출하고 있어 다른 알고리즘의 성능을 비교하는 기준으로 현재 가장 많이 사용되고 있는 캘리포니아 알고리즘이 있다.

또한 캘리포니아 알고리즘의 구조를 확장 통합한 구조로서 압축과 검사와 지속성 검사 기능을 갖추고 있으며 돌발상황 검지과정은 캘리포니아 알고리즘과 동일한 APID(All Purpose Incident Detection) 알고리즘이 있다.

이 밖에 검지기 사이의 특정한 교통류 패턴의 통행시간을 측정하고 추적하여 차량의 속도를 예측하여 예측값과 정해진 임계치와 비교하여 돌발상황을 선언하는 패턴인식 알고리즘과 연속한 차량사이에서 측정된 차두간격과 이의 분산, 속도를 이용하여 이들의 일정범위 이상의 변동과 정해진 임계치를 비교하여 돌발상황을 선언하는 모니카(Monica) 알고리즘 등이 있다.

2) 통계적(Statistical) 알고리즘

통계적 알고리즘에는 검지 자료를 다양한 통계분석을 통해 가공하고, 그 결과를 이용하여 돌발상황을 파악하는 방법이다. 이 분야의 알고리즘의 기본 사상은 돌발상황 발생을 추론하기 위하여 대부분의 교통패턴은 통계적인 접근을 통하여 모형화 할 수 있다는 가정을 기초로 출발한다.

대표적인 통계적 알고리즘으로는 1970년대 초반 Texas Transportation Institute(TTI)에서 개발된 SND(Standard Normal Deviate) 알고리즘과 베이시안(Bayesian)알고리즘이 있다.

SND 알고리즘은 기본 가정으로 관측된 교통변수의 급작스런 변화를 고속도로에서의 돌발상황 발생으로 정의하며 1분 단위로 계산, 갱신되는 평균 점유율과 과거 자료의 평균과 SND(평균에서 일정범위 이상 떨어진

표준편차의 수)를 연속적으로 비교하여 돌발상황을 선언한다.

베이시안 알고리즘은 하류부 차로 막힘으로 인한 돌발상황 신호의 발생확률을 베이시안 통계기법을 이용한 돌발상황 검지 알고리즘으로 고속도로에서 용량감소를 일으키는 사건의 빈도에 관한 과거 자료를 이용하여 돌발상황 확률을 계산한다.

3) 시계열(Time Series)과 필터링(Smoothing/Filtering)을 이용한 알고리즘

대표적인 기법으로는 ARIMA(Autoregressive-moving average)모형과 HIOCC(High Occupancy) 알고리즘, DES(Double Exponential Smoothing)알고리즘 그리고 Low-Pass Filtering 알고리즘 등이 있다.

ARIMA 모형은 지점 알고리즘으로서 관측된 점유율 값이 과거 자료로부터 예측한 값의 표준오차에 의해 범위가 결정되며 신뢰구간을 벗어나면 돌발상황으로 판정한다.

HIOCC 알고리즘은 정지 차량 또는 저속 차량이 포함된 개별 루프 검지기에서 점유율 자료를 수집하여 1초마다 점유율 자료를 갱신한 후 순간 점유율의 연속된 몇 개의 값을 임계치와 비교하여 돌발상황을 선언한다.

DES 알고리즘은 속도, 교통량, 점유율을 추적신호변수로 사용하여 돌발상황을 검지하며 각 교통변수의 누적오차를 현재 상태의 표준오차로 나누어 하나의 추적신호 값을 얻으며 이 값이 지정한 임계값을 넘으면 돌발상황으로 판정한다.

Low-Pass Filtering 알고리즘은 인접 검지기 사이의 가공한 공간적 점유율을 두 가지 평균을 이용하여 테스트하여 돌발상황을 선언한다. 하나는 돌발상황으로 인한 점유율의 급격한 변화를 3분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하여 검사하는 것이고 다른 하나는 병목현상으로 인한 혼잡과 돌발상황을 구별하기 위하여 5분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하는 것이다.

4) 교통류 모형과 이론을 이용한 알고리즘

복잡한 교통류 이론을 이용하여 돌발상황시 교통 행태를 묘사하고 예측한 후 실제 교통 변수와 모형에서 예측한 변수들을 비교하는 방법으로 대표적인 알고리즘으로는 McMaster 알고리즘과 Dynamic 알고리즘이 있다.

McMaster 알고리즘은 교통류에 파국이론(Catastropy)을 적용한 것으로서 비혼잡상황에서 혼잡상황으로 교통이 이동할 때 교통류와 점유율은 순조롭게 변화하는 반면 속도는 급격하게 변하게 된다는 가정을 기초로 설계되었으며 단일루프에 적합하도록 개발된 시스템이다. 다른 알고리즘들은 주로 점유율 데이터를 이용하는 것과는 다르게 McMaster 알고리즘은 교통량과 점유율의 데이터를 2차원 분석을 실시하며 교통량-밀도 관계를 이용 4개의 영역으로 교통상황을 표시한다.

Dynamic 알고리즘은 교통류 이론의 기본적인 속도-밀도, 교통량-밀도 관계를 검지 분석에 통합하여 고속도로 시스템에서 급작스런(abrupt) 변화는 예측 가능한 패턴을 따른다고 가정한다.

5) Low Volume 돌발상황 검지 알고리즘

Texas Transportation Institute(TTI)에서 개발한 알고리즘은 낮은 교통량 상태에서 고속도로 구간의 개별 차량의 속도 입출력 분석을 이용한다. 이 알고리즘은 정해진 구간에서 차량은 일정한 속도로 주행한다는 가정하에 구간으로 들어오는 차량의 속도와 시간을 기반으로 출발시간을 예측한다. 예측과 실제의 출력결과를 이용하여 출력결과가 예측값보다 적으면 돌발상황 선언, 같으면 정상, 많으면 알 수 없음으로 분류한다.

6) 첨단 돌발상황 검지기법

대표적인 기법으로 Fuzzy Set 알고리즘, 신경망(Neural Network) 알고리즘, PNN(Probabilistic Neural Network) 알고리즘이 있다.

Fuzzy Set 알고리즘은 돌발상황 검지논리에 추론의 부정확성과 불확실성을 통합한다. 그래서 자료가 부정확하거나 손실되었을 때 돌발상황 선택결정을 해야하는 경우 fuzzified boundaries를 개발하여 가장 가능한 추론을 찾는다. 이전의 0과 1로만 결정되는 'crisp' 접근(e.g. 캘리포니아 and McMasler)과는 달리 퍼지식 접근은 사건이 일어날 가능성도(likelihood)의 범위를 나타낸다.

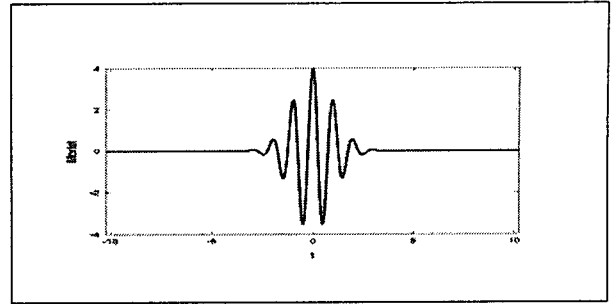
신경망 알고리즘은 인간이나 동물이 가지고 있는 생물학적 뇌의 신경세포를 모형화 하여 인공지능을 만들어 이를 돌발상황 검지분야에 적용시킨 모형으로 네트워크 구성은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된다. 돌발상황 검지에 이용되는 대표적인 신경망은 다층 퍼셉트론(MLP)을 이용하며 대부분의 다층 퍼셉트론 학습은 역전파(Back-propagation) 알고리즘을 사용하여 수행할 수 있다. 이 알고리즘은 주어진 입력에 대해 원하는 출력결과를 학습시키고자 할 때 사용하며, 출력층의 각 뉴런에서 발생하는 출력오차를 각 층으로 역으로 전파시켜 나가면서 연결링크의 가중치 수정을 통해 오차를 최소화시킨다.

PNN 알고리즘은 MLF의 한계를 넘어서는 분석요소를 최근 개발하여 만들어진 인공 신경망 알고리즘이다.

2. Wavelet 기법

Wavelet은 비교적 최근에 개발된 시계열 및 신호 분석 도구이다. 이는 푸리에(Fourier) 변환의 단점을 극복하고자 제안된 도구로서 처음 wavelet 이라는 용어가 학계에 등장한 것은 1909년 Harr의 논문이지만 본격적으로 이론으로 정립되기 시작한 것은 1980년 초부터이다. 지난 10여년동안 과학자, 공학자들간의 상호교류를 통해 'Wavelet'이라는 이름으로 통일되었다. 대표적인 wavelet 기법으로는 Orthonormal Wavelet, Biorthonormal Wavelet, Packet Wavelet, Chirplet Wavelet 등이 있다.

Wavelet은 쉽게 이야기해서, 푸리에 변환의 sinusoid(sine, cosine)과 같다. 즉, 신호(signal)를 표현하기 위한 기본적인 단위이다.



<그림 1> Wavelet

Wavelet을 푸리에 분석의 기본 함수인 sine 파와 비교를 해 보면 Sinusoid는 무한히 주기적인 함수인데 반해 wavelet은 제한된 시간 범위를 가진다. 또한 그 형태에 있어서 Sinusoid가 부드러운(미분가능한 함수) 모형을 띠는 것에 비해, wavelet은 불규칙하고, 대칭성이 없는 경우가 많다. 또한 시간영역에서 국소적인 파로서 정의된다.

Wavelet 분석은 푸리에 분석에서 signal을 다양한 진동수의 sine파로 쪼개듯이 signal의 기본이 되는 wavelet(mother wavelet)의 확장(또는 축소) 또는 이동(shift)을 통해 만들어진 wavelet(daughter wavelet)을 이용하여 signal을 쪼개어 표현하는 방식이다.

또한, wavelet은 크기를 결정하는 압축계수(scale)와 시간 축으로의 이동에 관계되는 전이계수(translation)로 구성된 함수의 집합체로 정의할 수 있다.

$$\Psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a = a_1, a_2, \dots, a_{n-1} \quad (1)$$

여기서, a 는 압축계수, b 는 전이계수를 나타낸다. 나아가 wavelet 변환 함수는 아래와 같다.

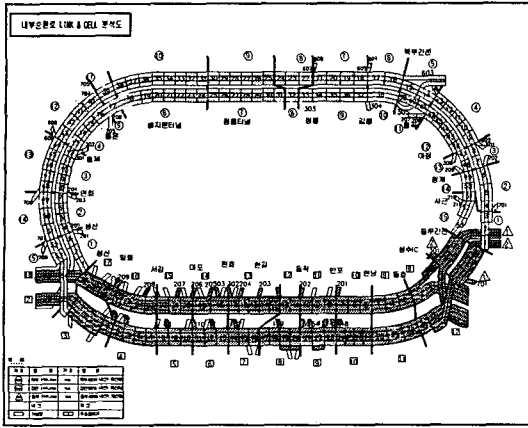
$$f(t) = \sum_{j,k \in Z} c_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \quad (2)$$

여기서, $c_{j,k}$ 는 wavelet 계수이다.

III. 자료구축

1. 검지기 정보수집 체계

본 연구에서는 wavelet 모형의 적용을 위해 서울시 도시고속도로 중의 하나인 내부순환로의 검지기 자료를 이용하였다. 검지기의 자료는 내부순환로 북부구간 내·외선, 강변북로 내·외선, 동부간선 구간 내·외선으로 구분되어 수집되며 2003년 2월 5일부터 11일까지 일주일 동안의 24시간 자료를 이용하였다. 수집된 자료는 30초 단위로 집계되며 검지기를 통해 수집되는 자료는 차로별 교통량, 속도, 점유율이다. 또한 검지기는 본선부는 평균 500m, 터널부는 250m 간격으로 설치되어 있다.



<그림> 내부순환로 검지기맵

2. 자료의 가공

수집된 자료는 연구의 목적에 맞게 가공되었다. 수집된 자료 중 본 연구에서는 내부순환로 북부구간 내·외선 자료만을 사용하였으며 진·출입 구간의 검지기 자료는 제외를 하였다. 따라서 북부구간 내선검지기 53개, 외선검지기 55개에서 수집되는 자료를 사용하였으며 위에서 밝힌 바와 같이 본 연구에서는 검지기를 통해 수집되는 자료 중 점유율 자료만을 사용하였다. 점유율 자료는 다시 차로별 평균을 구하여 모형에 적용하였다.

또한 수집된 점유율 자료 중에는 차량의 이동이 적은 새벽 시간대에는 점유율이 0 인 구간도 있는데 이러한 구간에는 0.1을 더하여 보정하였다. 그 이유는 모형의 비교를 위해 사용된 캘리포니아 알고리즘에서 점유율을 이용한 계산식 중에서 점유율이 분모로 사용되는 경우가 있기 때문이다.

IV. 돌발상황 검지를 위한 Wavelet 기법의 적용

1. 돌발상황 검지를 위한 Wavelet 기법의 적용¹⁾

일반적으로 돌발상황이 발생하면 상류부의 점유율은 증가하고 하류부의 점유율은 감소할 것이다. 이러한 점유율의 변화를 기반으로 한 돌발상황 검지모형으로는 캘리포니아 알고리즘(Payne and Tignor, 1978)과 low-pass filtering 알고리즘(Stephanedes and Chassiakos, 1993)이다. 본 연구에서도 두 알고리즘과의 비교를 위해 상류부와 하류부의 점유율의 차이를 변수로 사용하였다. 구간 i 에서의 상류부와 하류부의 점유율은 각각 y_i^u , y_i^d 로 표시하였다. wavelet 기법을 적용하기 위해서는 각 구간에서의 점유율 개수가 필요한데 본 연구

에서는 8분 자료(즉, 16개의 점유율 자료)를 사용하였다.

$$DWT\{[y_i^u - y_i^d]_{16}\}, \quad (3)$$

여기서, $[y_i^u - y_i^d]_{16} = [(y_i^u - y_i^d), \dots, (y_{i-15}^u - y_{i-15}^d)]$

또한, $n=16$ 이고 16개자료 집합 $X[n]$ 의 DWT는 다음과 같다.

$$DWT\{X[n]\} = [c_{1,1}, c_{1,2}, d_{1,1}, d_{1,2}, d_{2,1}, \dots, d_{2,4}, d_{3,1}, \dots, d_{3,8}]_{X[n]} \quad (4)$$

여기서, $c_{1,1}$ 및 $c_{1,2}$ = scale coefficient 이고 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$c_1\{DWT\{X[n]\}\} = [c_{1,1}, c_{1,2}]_{X[n]} \quad (5)$$

그리고, 1,2,3 단계에서 DWT 계수는 다음과 같이 표현한다.

$$d_1\{DWT\{X[n]\}\} = [d_{1,1}, d_{1,2}]_{X[n]} \quad (6)$$

$$d_2\{DWT\{X[n]\}\} = [d_{2,1}, \dots, d_{2,4}]_{X[n]} \quad (7)$$

$$d_3\{DWT\{X[n]\}\} = [d_{3,1}, \dots, d_{3,8}]_{X[n]} \quad (8)$$

돌발상황을 검지하기 위한 첫 번째 단계는 DWT 계수의 변화를 통해 교통류의 현저한 변화를 검토하는 단계이며, 그 결정함수는 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} & \max\{d_3\{DWT\{[y_i^u - y_i^d]_{16}\}\}\} \\ & = \max\{[d_{3,1}, \dots, d_{3,8}]_{[y_i^u - y_i^d]_{16}}\} \geq a \times T_{16} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, $a \times T_{16}$ 은 임계값의 역할을 한다.

Wang(1995)은 다음과 같은 식을 제안하였다.

$$T_n = \sigma(2 \log n/n)^{1/2} \{1 + O(1/\log n)\} \quad (10)$$

여기서, n 은 신호의 길이이고 σ 는 noise의 표준편차이다. 본 연구에서는 n 은 16으로 결정했는데 n 이 16일 경우에 T_{16} 은 $\sigma(2 \log 16/16)^{1/2}$ 이다.

σ 값을 추정하기 위해 본 연구에서는 Ogden(1997)이 제안한 추정식을 이용하여 추정하였다.

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}\{|d_3\{DWT\{X[n]\}\} - \text{median}(d_3\{DWT\{X[n]\})|\}}{0.6745} \quad (11)$$

두 번째 단계는 상류부와 하류부의 점유율의 차이를 확인하는 것이다. 두 번째 단계의 결정함수는 다음과 같이 표현된다.

$$c_{1,2}\{DWT\{[y_i^u - y_i^d]_{16}\}\} - c_{1,1}\{DWT\{[y_i^u - y_i^d]_{16}\}\} > b \quad (12)$$

위의 내용들을 요약해보면 식(9)와 (12)가 모두 만족될 경우에만 경보를 울리는데 만약 경보가 사실일 경우에는 돌발상황이 끝난 후에 알고리즘이 수행되며 오경보일 경우에는 충분한 점유율 자료를 다시 구한다음 알고리즘을 재시작하여야 한다.

위에서 제시한 wavelet 기법을 구현하기 위해 본 연구에서는 matlab 프로그램의 wavelet toolbox를 이용하여 쉽게 계산할

1) Hualiang Teng, Yi Qi 의 논문(2003)에서 인용

수 있었다.

2. 기존 돌발상황 검지 알고리즘과의 비교 평가

1) 비교 알고리즘

본 연구에서는 wavelet 모형과의 비교를 위해 점유율 기반의 대표적인 알고리즘인 캘리포니아 알고리즘과 Low-pass filtering 알고리즘을 이용하였다.

캘리포니아 알고리즘

캘리포니아 알고리즘(Payne and Tignor, 1978)은 점유율 기반의 대표적인 알고리즘으로 가장 많이 사용되는 알고리즘의 하나이다. 캘리포니아 알고리즘은 총 3 가지 test 로 구성된다.

$$OCCDF \geq T1 \quad (13)$$

$$OCCRDF \geq T2 \quad (14)$$

$$DOCCTD \geq T3 \quad (15)$$

여기서, $OCCDF, OCCRDF, DOCCTD$ 는 각각 %점유율의 공간적 차이, 점유율의 공간적 상대 차이, 하류점유율의 시간적 상대차이를 나타내며, 오른쪽의 $T1, T2, T3$ 는 임계값을 의미한다.

Low-pass filtering 알고리즘

Low-pass filtering 알고리즘(Stephanedes and Chassiakos, 1993)은 2개의 test로 구성되어 있다. 첫 번째는 돌발상황으로 인한 점유율의 급격한 변화를 3분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하여 검사하는 것이고, 두 번째는 병목현상으로 인한 혼잡과 돌발상황을 구별하기 위하여 5분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하여 검사하는 방법이다.

$$y_t^a = \frac{1}{6} \sum_{k=0}^5 x_{t+k} = \frac{1}{6} \sum_{k=0}^5 O_{t+k}^u - \frac{1}{6} \sum_{k=0}^5 O_{t+k}^d \quad (16)$$

$$y_t^b = \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 x_{t-k} = \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 O_{t-k}^u - \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 O_{t-k}^d \quad (17)$$

$$\Delta y = y_t^a - y_t^b \quad (18)$$

$$m_t = \frac{1}{10} \max \left(\sum_{k=1}^{10} O_{t-k}^u ; \sum_{k=1}^{10} O_{t-k}^d \right) \quad (19)$$

$$RAT1 = \frac{y_t^a}{m_t} > Thr1 \quad (20)$$

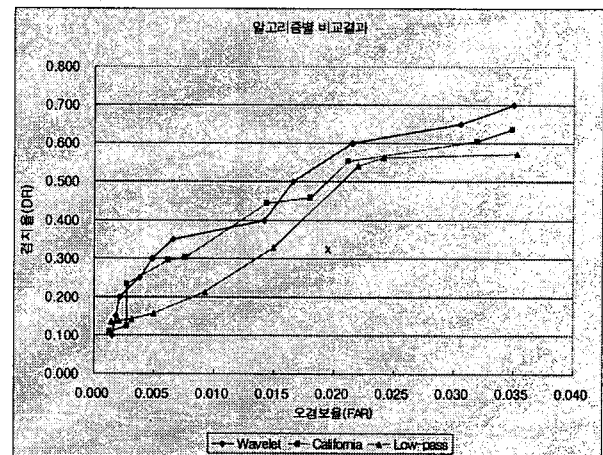
$$RAT2 = \frac{\Delta y}{m_t} = \frac{y_t^a - y_t^b}{m_t} > Thr2 \quad (21)$$

2) 비교 결과

Wavelet 모형과 두 모형을 평가하기 위한 방법으로 일정시간 동안의 총 돌발상황 발생 건수 중에서 돌발상황 검지 알고리즘에 의해 검지된 건수의 비율인 검지율(DR)과 알고리즘 총 수행횟수 중에서 오경보 수행횟수의 비율로 나타내는 오경보율(FAR)을 이용하였다.

<표 1> 알고리즘 비교

	Wavelet	캘리포니아	Low-pass filtering
DR	70%	63.6%	57.3%
FAR	3.5%	3.49%	3.53%



<그림 3> 알고리즘별 비교결과

자료 수집 기간동안 내부순환로 북부구간의 내·외선을 합친 돌발상황검지건수는 40건으로 나타났다. 이를 기준으로 알고리즘별 비교 결과 본 연구에서 적용해 본 wavelet 기법은 오경보율은 다른 두 가지 알고리즘과 비슷한 결과를 보였지만 검지율은 70%로 다른 알고리즘에 비해 상대적으로 높음을 알 수 있다. 그리고 알고리즘간의 결과를 살펴보면 검지율의 상승은 곧 오경보율의 상승을 가져오는 trade-off 관계임을 알 수 있다. 또한 임계값의 범위를 살펴보면 wavelet 기법의 경우 $2.5 \leq a \leq 4$, $5 \leq b \leq 25$ 이고 캘리포니아 알고리즘은 $11 \leq T1 \leq 15$, $0.25 \leq T2 \leq 0.5$, $0.12 \leq T3 \leq 0.18$ 이며, Low-pass filtering 알고리즘은 $0.18 \leq Thr1 \leq 0.25$, $0.08 \leq Thr \leq 0.25$ 이었다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 돌발상황 검지를 위해 기존의 알고리즘이 아닌 wavelet 기법을 적용해 보았다. 적용 결과 비교 알고리즘들인 캘리포니아 알고리즘과 Low-pass filtering 알고리즘보다 검지율 측면에서 우수한 것을 확인할 수 있었다. 하지만 본 연구에서 적용해 본 모형들은 실제 자료를 가지고 모형에 적용

을 해 보았기 때문에 이론적인 알고리즘 성능 평가시의 지표 들보다는 값이 상대적으로 낮음을 알 수 있다. 따라서 시뮬레이션에 의한 알고리즘과 실제 자료를 이용한 알고리즘을 직접 비교하는 것은 무리가 있다고 사료된다.

본 연구에서는 교통류의 주요 변수인 교통량, 속도, 점유율 중에서 교통량, 속도를 제외한 점유율 자료만을 가지고 모형에 적용해보았기 때문에 향후 교통량, 속도, 점유율을 모두 고려한 모형에 대한 연구가 필요하다고 생각되며 진출입부의 검지기 자료는 이질적인 교통류로 분리하여 본 모형의 자료 구축과정에서 제의를 시켰는데 앞으로는 기본 구간 뿐만 아니라 진출입부 교통류의 영향도 고려한 연구가 진행되어야 할 것으로 생각한다.

마지막으로 본 연구에서 얻어진 임계값은 구간이 상이할 경우 달라질 수 있기 때문에 도로구간에 적합한 알고리즘에 대한 연구가 있어야 할 것으로 사료된다.

하지만 본 연구는 기존 모형에서 사용하지 않았던 기법을 적용해 보는 것에도 초점을 두었던 만큼 소기의 성과를 얻었다고 판단되며, 향후 돌발상황 검지 알고리즘에 있어 새로운 이론적 방향을 제시하였다고 판단된다.

참고문헌

1. 임성만, 도시고속도로 돌발상황 감지 알고리즘 개발에 관한 연구 - 돌발상황시 도로의 혼잡상태 구분을 통한 자동 감지기법 개발을 중심으로, 서울시립대학교 박사학위 논문, 2003.
2. 백용현 외, 영상기반의 자동 유고검지 모형 개발, 대한교통학회지 제19권 제6호, 2001.12.
3. 황준환, 간선도로 돌발상황 감지기법 개발 연구, 서울시립대학교 박사학위 논문, 2000.
4. 장세봉, 인공신경망을 이용한 고속도로 자동 유고검지 모형의 개발, 서울대학교 박사학위 논문, 1997.
5. Hualiang Teng et. al, Application of wavelet technique to freeway incident detection, Transportation Research Part C11, p.p.289-308. 2003.
6. Yazhen Wang, Jump and sharp cusp detection by wavelets, Biometrika, vol.82, no.2, p.p.385-397, 1995.
7. Yorgos J. Stephanedes et. al, Application of filtering techniques for incident detection, Journal of Transportation Engineering, vol. 119, no.1, p.p. 13-26, 1993.