

메트랩을 활용한 능동형 유고검지 알고리즘 개발

Development of Proactive Incident Detection Algorithm using for Matlab

류병용

(부경대학교, 석사과정)

황인식

(부경대학교, 겸임교수)

이희중

(부경대학교, 박사과정)

Key Words : 유고검지, 인공지능경망, 뉴로퍼지, 메트랩

목 차

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적
2. 연구 수행 방법

II. 본론

1. 이론적 고찰
2. 모형 구축

3. 자료수집 및 전처리
4. 결과 분석

III. 결론 및 향후 연구과제

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

심각해져가는 교통혼잡은 현 도로의 용량부족, 과포화교통량, 도로위에서의 공사, 사고, 차량의 고장 등 다양한 원인으로 인하여 발생하게 된다.

이러한 유고상황은 비정상적인 교통상황을 형성하여 일시적인 병목현상을 발생시키게 되며 교통용량의 감소, 대기행렬의 증가로 인한 정체 현상을 유발시킨다.

유고상황 발생에 따른 교통혼잡 문제를 완화시키기 위하여 기존 고속도로의 경우 고속도로교통관리시스템(Freeway Transportation Management System, FTMS)을 도입하여 고속도로의 교통관리를 하고 있으며, 특히 유고상황을 검지하기 위하여 APID, McMaster, DELOS, DES, 영상검지기 방법 등 다양한 방법이 연구되어 왔으나 기 구축되어 있는 도시고속도로의 유고관리전략은 높은 오보율과 낮은 검지율로 인하여 적용에 많은 어려움이 있는 것이 현실이다.

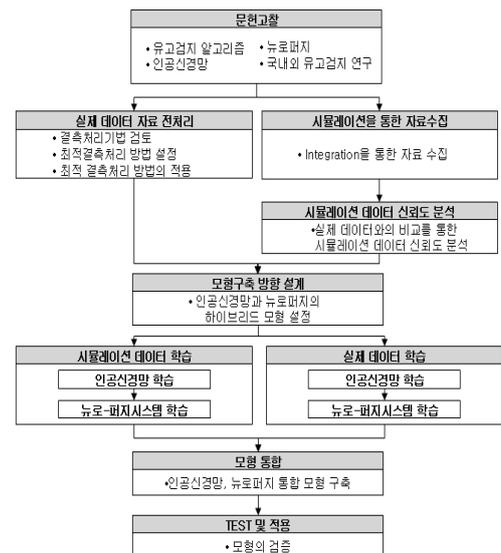
따라서 본 연구의 목적은 인공 신경망(Neural Network)과 뉴로-퍼지 시스템(Neuro-Fuzzy System)을 이용한 유고검지 방법을 제시하고 현실적 모형구축을 통한 실시간 유고검지 시스템 개발하는 것이다.

2. 연구 수행방법

본 연구는 현재 사용되고 있는 유고검지 알고리즘 및 유고관리기법 인공지능경망과 뉴로-퍼지시스템의 문헌고찰을 통하여 현 연구상황을 파악하고 서울시 내부순환도로 중 정릉터널과 홍지문터널에서 수집된 데이터를 분석 처리 하였다.

다음으로 인공지능경망, 뉴로-퍼지 모형을 설계 및 구축하였으며 구축된 모형을 테스트 및 적용을 통하여 최종적으로 평가하는 것을 본 연구의 수행방법으로 설정하였다.

본 연구의 전체 수행과정은 <그림1-1>과 같다



<그림 1> 연구수행 흐름도

II. 본론

1. 이론적 고찰

문헌고찰을 통하여 유고검지 알고리즘에 관한 기법을 고찰하고 인공지능망과 뉴로-퍼지 시스템의 적용가능성을 검토하였다.

1) 유고검지 알고리즘

유고검지 알고리즘 중 대표적인 APID, McMaster, 영상검지 알고리즘에 대해 고찰하고자 한다.

(1) APID

대표적인 패턴인식(Pattern-Recognition)기법으로 상하류부 검지기 자료에서 수집되는 교통패턴(점유율, 속도)을 인식하여 미리 설정된 임계값과 비교하여 비정상적인 교통패턴을 자동으로 인식하는 구간 감지기법이다.

APID 모형에서는 교통량이 많은 경우와 적은 경우, 그리고 중간인 경우를 각각 구분하여 유고상황을 검지할 수 있다.

모형에서 사용된 변수의 정의는 다음과 같다.



<그림2> 도로의 구성

$OCC(i,t)$: i지점의 t시간의 %점유율.

$SPD(i,t)$: i지점의 t시간의 속도.

DOCC : 하류지점의 t 시간에서의 점유율.

$$DOCC(i,t) = OCC(i+1,t)$$

OCCDF : 점유율의 공간적 차이.

$$OCCDF(i,t) = OCC(i,t) - DOCC(i,t) = OCC(i,t) - OCC(i+1,t)$$

OCCRDF : 점유율의 공간적 상대차이

$$OCCRDF(i,t) = \frac{OCCDF(i,t)}{OCC(i,t)}$$

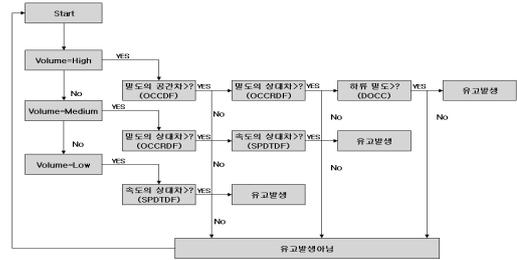
SPDTDF : 속도의 시간적 차이

$$SPDTDF(i,t) = \frac{SPD(i,t-2) - SPD(i,t)}{SPD(i,t-2)}$$

<표 1> APID 알고리즘의 상황별 유고 판단 방법

상황	판단
교통량이 많은 경우	$OCCDF > TH_ID1$
	$OCCDF > TH_ID2$
	$DOCC > TH_ID3$
교통량이 보통일 경우	$OCCRDF > TH_MED_ID1$
	$SPDTDF > TH_MED_ID2$
교통량이 적을 경우	$OCCRDF > TH_LIT_ID1$
	$SPDTDF > TH_LIT_ID2$

APID 알고리즘의 전체적인 흐름도는 다음 그림과 같다.



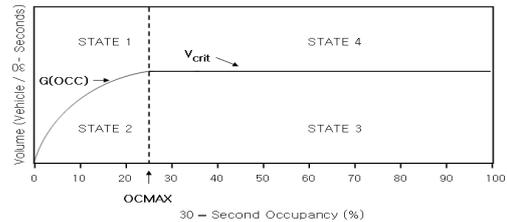
<그림 3> APID 흐름도

(2) McMaster

교통흐름의 뚜렷한 변화를 보여주기 위해 F.L.Hall(1989) 등에 의해 제안된 재해이론(Catastrophe Theory)을 이용하였다. 각각의 교통특성을 나타내는 4개의 영역에 대해 교통량-점유율 모형(volume-Occupancy Template)으로 나타내었다.

임계교통량(V_{crit})과 최대점유율(OCMAX) 그리고 점유율선(G(OCC))과 같은 경계 값은 다이어그램을 4개의 다른 교통류 상태로 분할하며 OCMAX와 G(OCC)는 정상 흐름상태의 점유율 값을 나타내는 최대 값이며 V_{crit} 은 상태 3과 4를 구분하게 된다.

검지기가 상태 2 또는 3(혼잡한 상태)에 있다면 하류 검지기의 상태에 대한 일종의 Test를 수행하게 된다.



<그림 4> 교통량 점유율의 설명도

<표 2> McMaster 알고리즘에 의한 유고상황 판정

하류 검지기 교통류 상태	상류 검지기 교통류 상태	
	2	3
1	유고상황	유고상황
2	유고상황	유고상황
3	지체원인은 원거리 하류지역	지체원인은 원거리 하류지역
4	반복지체	반복지체

(3) 영상검지기

영상검지기는 유고검지 알고리즘의 유고발생여부 판단을 위해 필요한 차량속도, 점유율, 통과대수 등과 같은 기본 교통정보를 추출하는데 사용되며, 이동차량의 추적을 통하여 나온 궤적정보를 분석하여 유고상황 징후를 검지하며 이를 통하여 일차적으로 유고상황을 검지하게 된다.

영상검지기의 추적 알고리즘은 차체의 일부라고 여겨지는 특징점들을 추출한 후 이 특징점들을 추출하여 차량 한 대에 대한 이동궤적을 추출해 내게 된다.

이러한 영역을 대상으로 하여 기본적인 교통정보인

교통량, 속도, 점유율 외에 차량의 다양한 주행 패턴을 알려주는 궤적정보를 얻을 수 있게 된다.

(4) 알고리즘의 장단점

각 알고리즘별 장단점은 다음 <표 3>과 같다.

<표 3> 알고리즘의 장단점 비교

알고리즘	장점	단점
APID	<ul style="list-style-type: none"> 임계값에 많은 변수 사용 높은 민감도 현장 적용 및 운영경험이 많음 	<ul style="list-style-type: none"> 모든 교통행태 포착 불가능 압축과 시험을 위해 많은 검지점이 필요
McMaster	<ul style="list-style-type: none"> 한지점의 교통변수를 이용 검지시간이 짧고 검지율이 높음 	<ul style="list-style-type: none"> 현장 적용경험 없음 임계값 설정이 어려움
영상 검지기	<ul style="list-style-type: none"> 교통정보 측면에서 넓은 영역을 대상으로 함으로써 교통정보 반영이 실제적임 거대차량이나 그림자로 인한 오보 Over Count, Missing Count에 의한 에러를 줄일 수 있음 노이즈에 강함 	<ul style="list-style-type: none"> 넓은 영역을 대상으로 함으로 기본적 연산량의 증가로 고성능의 연산능력을 필요로 함 주행차량이 다양한 패턴의 궤적을 가짐으로 이에 대한 안정적인 추적 및 궤적 분석 알고리즘의 구성이 매우 어려움

(5) 시사점

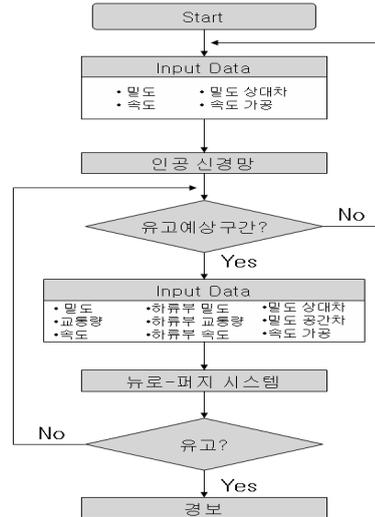
제시된 유고검지 알고리즘의 현장 적용 시 많은 오보율을 가지고 있음이 기존의 연구결과를 통하여 나타났으며 임계치 값을 통하여 유고를 판단함으로써 각 도로별 특성을 고려하지 않아 알고리즘 적용의 범용성이 낮음을 알 수 있다.

본 연구에서는 APID와 McMaster 알고리즘의 특징을 반영한 인공신경망과 뉴로-퍼지 시스템의 적용을 통하여 두 알고리즘을 개별적으로 사용하였을 때 보다 뛰어난 성능을 보일 것으로 기대되며 인공신경망과 뉴로-퍼지의 학습을 통하여 각 도로의 특성을 고려한 최적의 임계값을 반영 할 수 있으므로 범용성이 뛰어난 것으로 기대된다.

2. 모형 구축

유고검지 모형은 크게 2가지의 모형으로 구분되는데 먼저 인공신경망 모형은 검지기로부터 획득된 데이터를 전처리 과정을 통하여 입력값으로 주어지게 되고 인공신경망을 통하여 유고검지 의심지역을 찾게된다.

인공 신경망을 통하여 유고의심지역이라고 판단되는 지점의 데이터를 뉴로-퍼지 시스템의 입력값으로 넣게 되므로 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 최종적으로 유고여부를 판단하게 된다.



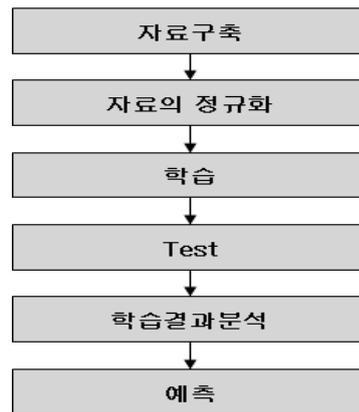
<그림 5> 유고검지 모형 흐름도

1) 인공신경망 모형 설계

인공신경망의 유고검지 모형을 구축하기 위하여 역전파 알고리즘을 사용하였고, 학습을 위한 입력값은 밀도 (6노드), 속도(6노드), 가공밀도(5노드), 가공속도 (6노드)로 총 23노드로 구성되었으며, 이때 사용된 가공속도와 가공밀도는 APID알고리즘을 적용하여 산출하였다.

모형의 형태는 2개의 은닉층과 각각 10개, 13개의 은닉층 유닛으로 구성되었으며 학습의 반복횟수 (Epoch)는 10,000번 목표오차는 0.01로 설정하여 학습을 진행하였다.

인공신경망 모형 설계의 흐름도는 <그림6>과 같다

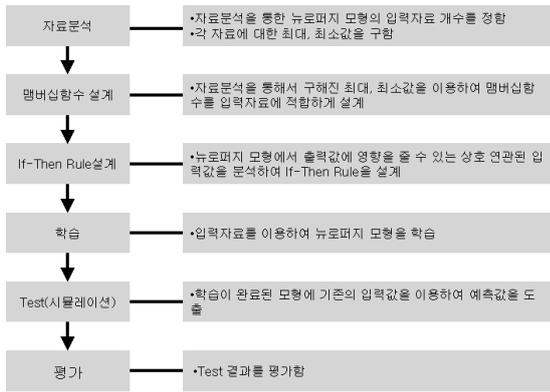


<그림 6> 인공신경망 설계 흐름도

2) 뉴로-퍼지 시스템 모형 설계

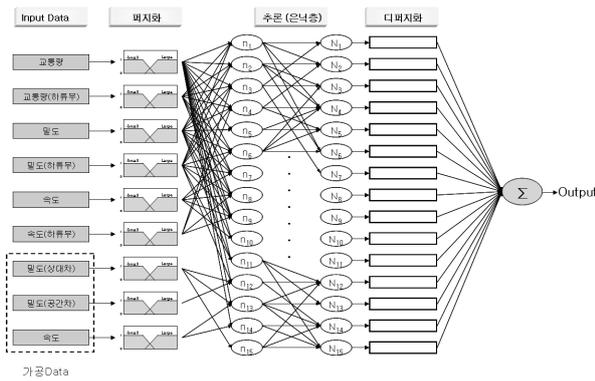
뉴로-퍼지 모형에 이용된 입력값의 형태는 인공신경망 모형에서 유고의심지역으로 판단되는 구간의 데이터가 사용되었으며 검지기에서 얻어지는 교통량, 점유율, 속도와 하류부 교통량, 점유율, 속도의 값과 APID 알고리즘에 적용된 밀도 상대차, 밀도 공간차, 속도 가공 데이터의 값이 입력값으로 사용된다.

뉴로-퍼지 시스템의 흐름도는 <그림 7>와 같다.



<그림 7> 뉴로-퍼지 시스템 흐름도

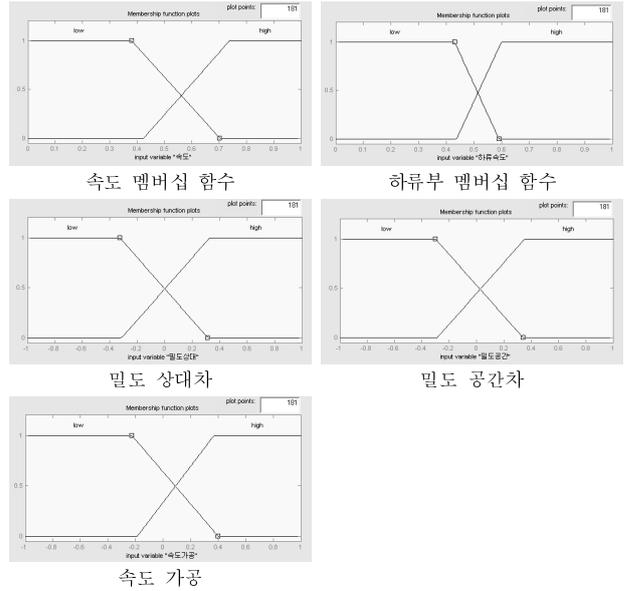
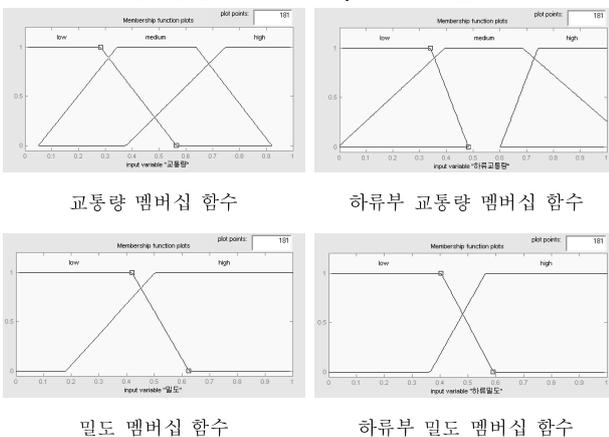
뉴로-퍼지 시스템 중 가장 널리 사용되고 있는 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)을 바탕으로 모델을 구축하였으며 ANFIS를 이용한 유고검지 시스템의 Layer 별 처리과정은 <그림8>과 같다.



<그림 8> 뉴로-퍼지 시스템의 Layer 별 처리과정

각 입력값에 따른 멤버십함수의 형태는 <그림 9>과 같이 구성된다.

<멤버십 함수(Membership Functin) 형태>



<그림 9> 입력값에 따른 멤버십 함수 형태

또한, 유고검지를 위한 뉴로-퍼지 시스템의 If-Than Rule은 APID, McMaster 알고리즘을 통하여 얻어지며 그 구성은 아래 표와 같다.

<표 4> 유고검지를 위한 If-Than Rule

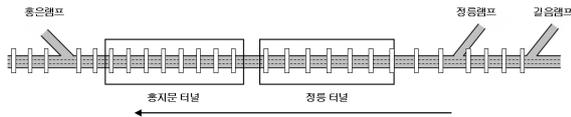
McMaster			
Rule No.	if	then	
	상류	하류	유고여부
1	Density ↑, Volume ↓	Density ↓, Volume ↑	○
2	Density ↑, Volume ↓	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	○
3	Density ↑, Volume ↓	Density ↑, Volume ↓	x
4	Density ↑, Volume ↓	Density ↑, Volume ↑	x
5	Density ↓, Volume ↑		x
6	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	Density ↓, Volume ↑	○
7	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	○
8	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	Density ↑, Volume ↓	x
9	Density ↓, Volume ↓, Speed ↓	Density ↑, Volume ↑	x
10	Density ↓, Volume ↓, Speed ↑		x
11	Density ↑, Volume ↑		x
APID			
	if	then	
12	Volume > med-tra OCCDF > th_id1(1.0.2) OCCRDF > th_id2(0.5) DOCC > th_id3(28.8)		○
13	Volume > Lig-tra OCCRDF > th_me_id1(0.5) SPDTRDF > th_me_id2(0.1)		○
14	Volume ≤ Lig-tra SPDTRDF > th_lit_id1(0.5)		○

3. 자료수집 및 전처리

1) 자료수집

(1) 실제 데이터 수집

본 연구에서 사용된 실제 데이터의 공간적 범위는 내부순환도로 중 정릉램프 구간부터 홍은램프 구간까지 총 26개의 검지기에서 교통량, 밀도, 속도 데이터를 수집하였으며 시간적 범위는 2006년 2월1일부터 2006년 3월15일까지의 데이터 중 오전 6시부터 오후12시까지이다.



<그림10> 실제데이터 수집의 공간적 범위

(3) 데이터 정규화

인공신경망과 뉴로-퍼지의 출력치는 변환함수인 시그모이드 함수를 통해 0~1사이 값으로 주어지게 된다. 따라서, 입력자료 또한 0~1사이의 값으로 정규화 필요하므로 정규화방식은 다음과 같다.

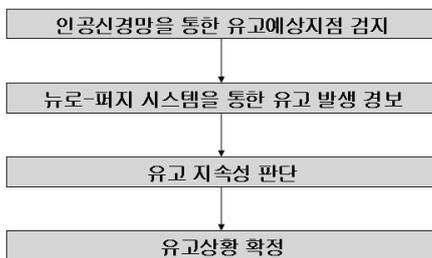
$$t = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

여기서 t = 정규화 값, x_{\max} = 최대값

x = 데이터 값, x_{\min} = 최소값

4. 결과 분석

인공신경망 학습을 통하여 일차적으로 유고상황을 판정한 후 뉴로-퍼지 시스템을 통하여 유고상황을 판정하게 되는데 유고상황을 판정하기 위해서 다음과 같은 단계를 거치게 된다.



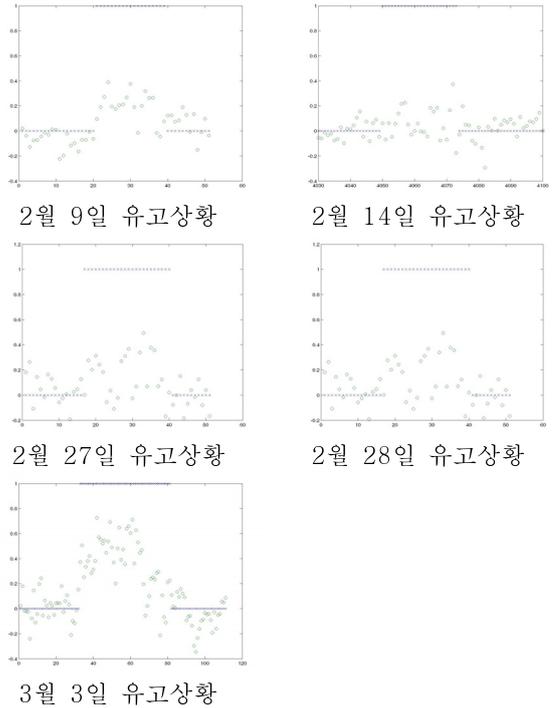
<그림 11> 유고상황 판정 단계

뉴로-퍼지 시스템을 통하여 유고상황이라고 판정이 되면 먼저 유고발생을 경보를 하게 되며 유고 상황의 지속성을 판단하게 되는데 경보발생 후 순차적으로 획득되는 데이터가 유고상황이 아닐 경우에는 경보를 해제하게 되며, 2차적으로 획득된 데이터 또한 유고상황이라고 판정되면 최종 적으로 유고상황을 확정하게 된다.

(1) 인공신경망 학습결과

인공신경망 학습 후 전체 결과에서 임계치 0.1이상의 값을 유고의심지점으로 선정하였다. 인공신경망의 경우 유고상황의 오보율을 낮추는 목적이 아니라 검지율을 높이기 위한 목적으로 설계되었기 때문에 모든 유고상황을 검지하기 위하여 임계치를 낮추어 설정하였다.

최종적으로 실제 데이터 중 인공신경망 학습 후 검지된 유고의 수는 전체 데이터 887,448개 중 36,958개의 데이터가 유고상황의심지점으로 검지되었으며 검지된 데이터를 뉴로-퍼지 시스템의 학습 데이터의 입력값으로 설정하였다.



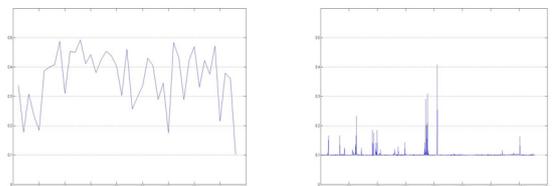
<그림 12> 인공신경망을 통한 유고검지 결과

(2) 뉴로퍼지 시스템 학습결과

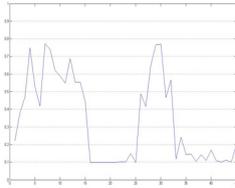
뉴로-퍼지 시스템의 경우 인공신경망 학습 후 검지된 데이터를 입력값으로 설정하였으며, 뉴로-퍼지 학습 후 최종적으로 유고상황을 검지하기 위하여 각 검지 지점의 특성을 반영한 임계값을 설정하여 유고상황을 판정하였다.

임계값의 설정 기준은 터널외부 지점의 경우 임계값을 0.4로 설정하였으며, 터널내부의 경우 임계값을 0.3으로 설정하여 최종 유고상황을 판단하였다.

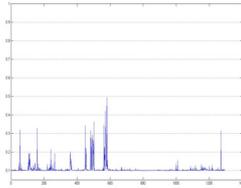
각 지점별 유고가 발생한 지점은 8, 11, 13, 17(2개), 23번 검지기 이며, 각 검지기별로 학습 후 테스트 결과는 다음과 같다.



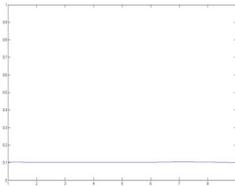
2월 9일 유고상황
(17번 검지기)



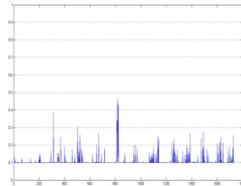
2월 9일 평상시
(17번 검지기)



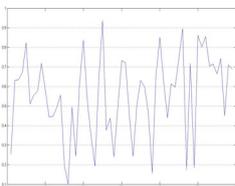
2월 14일 유고상황
(7번 검지기)



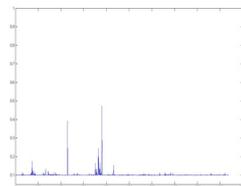
2월 14일 평상시
(7번 검지기)



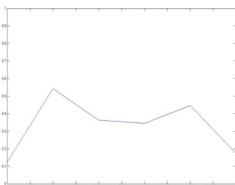
2월 27일 유고상황
(17번 검지기)



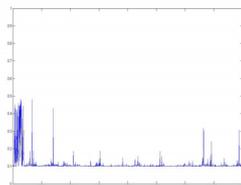
2월 27일 평상시
(17번 검지기)



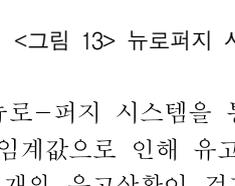
2월 28일 유고상황
(13번 검지기)



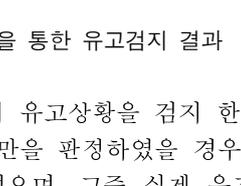
2월 28일 평상시
(13번 검지기)



3월 3일 유고상황
(8번 검지기)



3월 3일 평상시
(8번 검지기)



<그림 13> 뉴로퍼지 시스템을 통한 유고검지 결과

뉴로-퍼지 시스템을 통하여 유고상황을 검지 한 결과 임계값으로 인해 유고상황만을 판정하였을 경우 총 318개의 유고상황이 검지되었으며, 그중 실제 유고상황인 경우는 115개이며 비 유고상황인 경우는 203개가 검지되었다.

이 중 연속성 검사를 한 후 연속적으로 검지되지 않은 데이터를 제거한 후 판정된 데이터는 전체 120개 중 실제 유고상황인 경우는 98개이며 비 유고상황인 경우는 22개가 검지되었다.

최종적으로 동일 지점에서 10분 이내 검지된 데이터의 경우 동일 사건으로 판단하여 최종 판정한 결과 전체 19개의 데이터 중 실제 유고상황인 경우는 5개가 검지되었으며, 비 유고상황일 때가 14개의 상황이 검지되었다.

본 연구에서 구축한 모형의 성능을 평가 하기 위하여 검지율, 오보율, 검지시간으로 대표되는 양적 MOE로 평가하였다.

$$Detection\ Rate = \frac{Detected\ incident}{Total\ number\ of\ incident} \times 100\%$$

$$False\ Alarm\ Rate = \frac{False\ alarm}{Total\ number\ of\ data} \times 100\%$$

검지율은 전체 6개 중에 5개를 검지하였으므로 83.3%의 검지율을 나타내었으며, 오보율의 경우 전체 판단 횟수 887,448개 중 14개가 검지되었으므로 0.015%로 나타났다.

또한, 검지시간의 경우 실제 유고상황 발생 시점과 검지시점의 차이로 계산 되었으며 다음과 같다.

<표2-5> 유고 검지 지연시간

유고발생	2/28	3/2	3/10	2/9	2/14	2/27
Delay	검지못함	0초	30초	30초	1분	3분

III. 결론 및 향후 연구과제

현재 국내에서 구축되어 있는 유고관리전략은 높은 오보율과 낮은 검지율로 인하여 적용에 많은 어려움이 으며, 또한 실시간으로 변하는 교통환경에 유연하게 적용하지 못하는 문제점을 지니고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 APID, McMaster 알고리즘을 응용 적용하여 인공신경망과 뉴로-퍼지 시스템을 개발하는 것을 목적으로 하였다.

본 연구는 인공신경망의 학습과정을 통하여 유고 의 심지점을 예상하고, 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 최종적으로 유고지점을 판단하는 수행 흐름을 지닌다.

연구 결과 실제 데이터를 통하여 분석한 결과 검지율 83.3%와 오보율 0.015%를 나타냈었으며, 인공신경망과 뉴로퍼지 시스템을 통하여 유고상황 검지에 기존 알고리즘보다 성능이 개선된 것으로 나타났으며, 해당지역의 특징을 반영한 유고검지 모형을 구축하였다.

향후 연구과제로 실제 유고상황 데이터를 추가하여 다양한 사고에 대한 학습을 통하여 성능을 향상 시킬 필요가 있으며, 본 연구에서는 학습데이터를 제외하고 유고상황 데이터를 입력하여 검지여부를 판단하는 과정이 추가적으로 필요한 것으로 판단된다. 또한 유고상황 발생 시 VMS 연계와 RMS 연계를 통한 관리 전략이 수립되어야 할 것이다.

참고문헌

1. Dr. Peter T. Martin, Joseph Perrin, 2001, "Incident Detection Algorithm Evaluation", University of Utah
2. Young-Ihn Lee, Jun-Hwan, Hwang, 2000, "Development of an Incident Detection Algorithm Using Discrete Choice Model
3. Angshuman Guin, 2004, "An Incident Detection Algorithm

based on a Discrete State Propagation Model of Traffic Flow”, Georgia Institute of Technology

4. Edmond Chin-Ping Chang, 1994, "Fuzzy Systems Based Automatic Freeway Incident Detection", 1994 IEEE
5. 이시복, 1996, "퍼지이론을 이용한 유고감지 알고리즘", 대한교통학회
6. 김진학, 박창호, 전경수, 이성모, 1999, "자동유고감지 알고리즘의 고찰", 대한교통학회
7. 유병석, 박창호, 전경수, 김동선, 1999, "도시고속도로축의 유고감응 동적제어모형의 구축", 대한교통학회
8. 이준, 2000, "고정검지기를 이용한 단속교통류 유고감지 알고리즘의 적용에 관한 연구", 대한교통학회
9. 강수구, 도철웅, 1999, "고속도로 돌발상황 감지를 위한 통합 알고리즘 구축에 관한 연구", 대한교통학회
10. 조영임, 1996, "뉴로-퍼지 시스템의 설계 방법론에 관한 연구", 평택대학교 논문집 제 8집