

# 자동유고감지 알고리즘의 고찰

## A Review of Automatic Incident Detection Algorithms

김진학

(서울대학교 대학원 토목공학과 도시공학전공) (서울대 도시공학과 교수)

박창호

전경수

(서울대 도시공학과 교수)

이성모

(서울대 공학연구소 연구원)

### 목차

I. 서론	III. 자동유고감지 알고리즘의 기존 연구고찰
1. 연구의 배경 및 목적	1. 자료수집방법
2. 연구의 범위	2. 알고리즘의 분류
II. 유고감지 알고리즘의 개념 및 구성요소	IV. 알고리즘의 비교분석
1. 고속도로 교통류 정체의 유형 및 요인	1. 알고리즘별 요구되는 입력자료
2. 유고감지 알고리즘의 목적 및 개념	2. 알고리즘의 성능비교
3. 알고리즘의 효율측정요소	V. 결론 및 향후과제
	참고문헌

## I. 서론

### 1. 연구의 배경 및 목적

지난 20년간 여러 나라에서는 교통관리체계(Traffic Management System)를 개발시켜왔다. 그 중 중요한 부분의 하나는 빠른 시간 내에 유고(Incident)를 감지하고 대처하는 방안이다. 심각한 유고일수록 교통류의 이동에 큰 장애를 발생시키기 때문에 이에 대한 감지와 신속한 처리는 교통관리체계의 목적과 매우 부합된다고 할 수 있다.

자동유고감지 알고리즘(Automatic Incident Detection Algorithm)의 기본은 도로의 여러 지점에서 측정된 연속 교통류의 관찰로부터 얻을 수 있는 교통류의 변화에 대한 해석이다.

이 논문에서는 현재까지 소개된 여러 자동유고감지 알고리즘을 분류하여 각각의 특징에 대하여 알아보고 효율성의 측면에서 평가, 비교한다.

### 2. 연구의 범위

자동유고감지 알고리즘은 현재 감지장비의 발달로 인하여 매우 다양한 현장자료들을 입력자료로 사용한다. 또한 고속도로와 교차로와 신호를 포함한 도시부 도로의 자동유고감지 알고리즘이 개발중이다. 본 논문에서는 이들 중 현재 가장 널리 쓰이는 루프 검지기(Inductive Loop Detector) 자료를 이용하여 고속도로의 유고를 감지하는 알고리즘을 그 대상으로 하고 보다 뛰어난 감지장비인 영상 검지기, CCTV, 탐침차량을 이용한 새로운 유고감지 알고리즘, 도시부 도로의 자동유고감지 알고리즘 등은 제외하기로 한다.

## II. 고속도로 유고감지 알고리즘의 개념 및 구성요소

### 1. 고속도로 교통류 정체의 유형 및 요인

일반적으로 고속도로 교통류의 정체 현상은, 유고로 인한 비반복적 정체(Nonrecurrent Congestion)와 압축파(Compression Wave), Traffic Pulses, Random Traffic Fluctuations 등과 같은 교통방해 요소에 의한 유사유고(Similar-to-Incidents)로 인한 정체, 그리고 교통수요의 증가 및 병목으로 인한 용량부족에 따른 반복적 정체(Recurrent congestion)의 3가지 유형으로 구분된다. 이 중 비반복적 정체는 예측이 불가능하나 그 외의 경우는 예측이 가능하다. 정체 유형의 요인별 특성은 다음과 같다 (Sumner et al, 1983; Reiss & Dunn, 1991; Chassiakos & Stephanedes, 1993).

#### 1) 유고(Incidents)

유고는 교통사고 등 비반복적인 사건으로 도로의 일부가 차단되어 도로 용량의 감소를 초래하는 것으로 일반적으로 유고발생지점 상류부의 정체(점유율의 증가, 속도의 감소)와 하류부의 소통양호(점유율의 감소, 속도의 유지 및 증가)라는 두 가지 상태를 발생시킨다. 이러한 유고로 인한 교통상황의 변화특성은 유고의 유형, 폐쇄 차량의 수(용량 감소), 유고 전 교통상태(교통량), 그리고 유출입 램프와의 관계, 유고발생 위치와 차량의 증감 여부, 구배, 검지기의 위치 등과 같은 인자에 의해서 결정된다.

#### 2) 압축파(Compression Waves)

압축파는 많은 교통량이 있을 경우에 저속으로 운행하거

나 정지한 차량들에 의한 영향으로 발생하는 교통류의 파장(wave)으로 정의되며 이것은 교통흐름의 연속적이고 반복적인 정지(stop and go)로 설명된다. 대부분의 경우 작은 방해 요소로 인하여 교통류의 심각한 속도 저하와 갑작스럽게 30% 이상의 점유율의 큰 증가를 가져오게 되며, 이는 교통류 흐름 방향의 반대방향으로 전파되어 간다. 그리고, 접근차량의 전방에 형성된 대기행렬이 사라짐에 따라 차량들은 가속을 하게 되고 차량간격은 넓어지는 유고와 유사한 패턴을 보여주게 되므로 압축파는 종종 오감지의 원인이 된다.

### 3) Traffic Pulses

Traffic Pulses는 하류부로 이동하는 차량군에 의해 발생하는데 운동경기 등으로 인해 일시적으로 많은 관객 차량이 유입램프에 과다한 교통량을 발생시키는 경우 등을 예로 들 수 있다. 이로 인해 상류부의 점유율 증가가 발생하고 하류부에서도 점유율의 증가가 발생한다. Traffic Pulses도 유고와 유사한 패턴을 보여주게 되어 오감지의 원인으로 작용하게 된다.

### 4) Random Traffic Fluctuation

무작위 교통 변동(Random Traffic Fluctuation)은 점유율의 단기간 점두시 교통류에서 흔히 나타난다. 이러한 변동은 그 값이 높지 않지만 유고의 패턴을 형성하거나 실제 유고 패턴을 놓치게 하는 원인이 된다.

### 5) 병목(Bottlenecks) 현상

병목현상은 차로수의 감소 등 도로의 물리적인 변화로 인하여 도착교통량이 도로의 용량을 초과하는 구간에서 차량대기행렬 및 강제류(forced flow)가 발생시킨다. 유고는 대부분 점유율에 상대적으로 순간적인 영향을 주는 반면 병목현상은 공간적 밀도나 점유율의 변화를 오랫동안 지속시켜 반복적인 정체를 야기한다.

위와 같은 요인들이 고속도로에서 정체를 주로 일으키므로 이들을 요인별로 구분, 즉 유고에 의한 비반복적 정체 및 유사유고와 용량부족에 의한 반복적 정체를 신속하고 정확하게 구분 감지하는 것이 고속도로의 원활한 소통을 위하여 매우 중요하다.

## 2. 유고감지 알고리즘의 개념 및 목적

유고(incident)란 "도로상에서 불규칙하게 일어나는 사건으로 교통사고(incident), 차량고장 및 정지(disabled vehicles), 낙하물(spilled loads), 유지 및 보수작업(maintenance), 기타 사건 및 행사(other events) 등을 포함한다." 라고 정의할 수 있다.

그리고 도로를 따라 설치된 검지기로부터 얻은 교통자료들을 이용하여 도로를 감시(monitors)하고, 발생한 유고를 운영자에게 알려주어 신속한 처리를 할 수 있도록 도움을 주는 것이 유고감지 알고리즘의 목적이다.

## 3. 알고리즘의 효율측정요소

자동유고감지 알고리즘의 효율을 비교하기 위해서는 모든 알고리즘에 공통적으로 적용되는 변수가 필요하다.

t = 실제 유고의 수

t' = 감지된 유고 중 실제 유고와 일치하는 유고의 수

f = 오감지된 유고의 수

f' = 감지된 총 유고의 수(t' + f)

### 1) 감지율(Detection Rate)

$$(t'/t) \times 100 (\%)$$

감지율은 정해진 시간동안에 발생한 모든 실제유고 중 감지 알고리즘에 의해 감지된 유고의 비율이다.

### 2) 오감지율(False Alarm Rate)

$$(f/t') \times 100 (\%)$$

오감지율은 감지된 유고 중 실제 유고가 아님에도 불구하고 알고리즘이 유고로 판단하는 비율이다.

### 3) 평균감지시간(Mean Detection Time)

평균감지시간은 실제로 유고가 발생한 시간과 유고가 처음 감지된 시간과의 차이를 평균한 값이다.

위의 세 요소들에서 감지율이 증가하면 일반적으로 오감지율, 평균감지시간도 같이 증가한다. 그러나 평균감지시간과 오감지율을 감소시키기 위하여 변수들을 조정한다면 감지되지 않는 유고의 수도 증가할 것이다. 따라서 낮은 오감지율을 유지하면서 높은 감지율을 얻어내는 것이 자동유고감지 알고리즘의 최종목적이라 할 수 있다. 현재에는 루프검지기(loop detector)를 이용한 감지방법을 넘어서서 CCTV, Beacon-Probe Vehicle, 영상검지기 등의 첨단 기술을 이용한 감지방법의 개발로 운영자들이 이런 목적을 달성하는데 큰 도움을 줄 수 있을 것으로 생각된다.

## III. 자동유고감지(Automatic Incident Algorithm) 알고리즘의 기존 연구

### 1. 실시간 자료수집방법

자동유고감지시스템의 성공여부는 도로에서 빠르고 정확한 자료의 수집과 가공에 전적으로 의존한다. <표 1>은 자료의 수집에 필요한 다양한 검지기를 나타낸다.

<표 1> 검지기의 종류와 측정변수

검지기 종류	측정변수
Pneumatic sensors	volume
Inductive loop detectors	volume
	headway occupancy
Magnetic detectors	passage data
Magnetometers	volume
Ultrasonic sensors	volume
Microwave sensors	volume
Infrared sensors	volume
	vehicle speed
Video cameras	occupancy
	volume vehicle speed
Probe Vehicles	vehicle speed
	travel time

## 2. 알고리즘의 분류

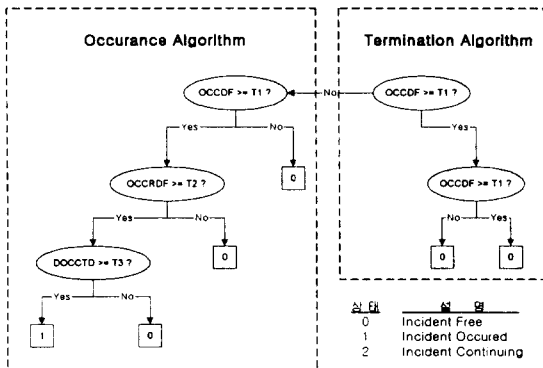
알고리즘의 분류는 여러 사람에 의하여 다양하게 분류되어졌으나 본 논문에서는 Justin Black의 분류를 기준으로 나누었다.

### 1) 패턴인식(Pattern-recognition) 알고리즘

#### (1) California Algorithm

캘리포니아 알고리즘은 1960년대 후반 Los Angeles freeway and surveillance control center에서 최초로 개발되어 Payne(1976) 등에 의해서 발전되었다. 이 알고리즘은 의사결정수(Decision Trees)에 따라 유고 여부를 결정하는 것으로 점유율에 관한 세 변수를 이용하여 유고를 감지한다.

- ① 특정시간 상류부와 하류부 검지기 사이에서 점유율의 차
- ② 상류부 점유율을 기준으로 하는 상류부 검지기를 통과하여 하류부 검지기를 통과할 때 각각 측정된 점유율의 차
- ③ 하류부 점유율을 기준으로 하는 상류부 검지기를 통과하여 하류부 검지기를 통과할 때 각각 측정된 점유율의 차



<그림 1> California 알고리즘의 흐름도

<그림 1>과 같이 의사결정수에 의하여 유고 여부를 판정하게 되며 그림의 우측의 유고 종료 알고리즘까지를 포함하여 수정 캘리포니아 알고리즘이라고 부른다.

캘리포니아 알고리즘은 1973년 미국의 FHWA의 지원을 통하여 10개의 알고리즘을 개발하였다. 위와 같은 기본 로직을 가지고 있는 1, 2, 3, 4번과 지속성 검사(Persistence Test)를 수행하는 5, 6, 7, 8, 10번, 압축파 검사(Compression Wave Test)를 수행하는 8, 9번 알고리즘들로 구분되어 대략 10가지 변형이 있다.

캘리포니아 알고리즘은 구조가 간단하여 현장 적용이 용이하고 안정적인 유고 감지 결과를 도출하고 있어 다른 알고리즘의 성능을 비교하는 기준으로 현재 가장 많이 사용되고 있다.

#### (2) Wave Analysis

U.C. Berkeley에서 개발된 알고리즘으로 상류부와 하류부 검지기에서 불안정한 상태의 누적 점유율차를 분석한다. 일반적인 교통류 상황에서 누적 점유율의 차이는 거의 0을 만족하므로 이를 벗어나는 지속적인 편차(sustained

deviations)는 유고의 발생으로 인식하는 알고리즘이다.

### (3) APID(All Purpose Incident Detection) Algorithm

APID 알고리즘은 두 검지기 지점에서의 점유율을 비교하는 방법으로 Toronto COMPASS ATMS의 일부로 개발되었다. 이는 California 알고리즘에 압축파 검사 및 지속성 검사 항목을 추가하여 하나의 구조로 통합하여 개발된 알고리즘이다.

APID 알고리즘은 유고를 감지하는 기준으로 다음과 같은 항목을 포함하고 있다.

- ① 기본적 알고리즘
- ② 지속성(Persistence)을 체크하는 기본적 알고리즘
- ③ 압축파를 시험하기 위한 기본적 알고리즘

이 항목들은 감지율, 오감지율, 평균감지시간의 변수에 의해 서로 교호관계에 있으며 중간이상의 교통량일 경우에 유고감지에 매우 유용하다고 판명되고 있다.

### (4) PATREG(the Pattern Recognition Algorithm)

이 알고리즘은 영국의 TRRL(Transport and Road Research Lab)에서 개발되었으며 영국의 고속도로에서 발생하는 유고를 감지하기 위하여 HIOCC 알고리즘과 함께 이용되었다.

검지기 사이의 특정한 교통류 패턴의 통행시간을 측정하고 추적하여 차량의 속도를 예측하여 예측값과 정해진 임계치와 비교하여 유고 선언한다.

### (5) Monica Algorithm

1991년 European DRIVE I Project 에서 개발되었으며 HERMES Project의 초기 2년 동안 테스트를 하였다.

이 알고리즘은 연속한 차량사이에서 측정된 차두간격(dT)과 이의 분산, 속도(dV)를 이용하여 이들의 일정범위 이상의 변동(perturbation)과 정해진 임계치를 비교하여 유고를 선언한다. 또한 차로수와 다른 구간에서의 차량의 행태에 관계없이 독립적으로 수행할 수 있다 그러나 검지기 간격(500~600 m)로 짧아야 한다는 단점을 가지고 있다.

### 2) 통계적(Statistical) 알고리즘

#### (1) SND(Standard Normal Deviate) Algorithm

이 알고리즘은 1970년대 초반 Texas Transportation Institute(TTI)에서 개발되었으며 Houston Gulf Freeway (I-45)에 설치된 감지제어센터(surveillance and control center)에서 테스트되었다.

기본가정으로 관측된 교통변수의 급작스런 변화를 고속도로에서의 유고발생으로 정의하며 1분 단위로 계산, 갱신되는 평균 점유율과 과거자료의 평균과 SND(평균에서 일정범위이상 떨어진 표준편차의 수)를 연속적으로 비교하여 유고를 선언한다. 그러나 기본적인 자료의 축적이 필요하여 3분 또는 5분이 지나야 평균과 SND가 계산되며 한번 또는 두 번의 반복수행(iteration)을 거쳐야 한다.

#### (2) Bayesian Algorithm

하류부 차로 막힘으로 인한 유고신호의 발생확률을 Bayesian 통계기법을 이용한 유고감지 알고리즘으로 고속

도로에서 용량감소를 일으키는 사건의 빈도에 관한 과거 자료를 이용하여 유고확률을 계산한다.

California 알고리즘과 같이 검지기 사이의 상대점유율의 차를 이용하여 유고에 의해 발생하는 상대차의 조건부 확률을 계산하므로 아래의 3가지 database가 필요하다.

- ① 유고시 점유율, 교통량
- ② 비유고시 점유율, 교통량
- ③ 유고의 종류, 위치, 효과를 정의한 자료

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

#### (1) Time Series ARIMA Algorithm

미국의 감지제어센터에서 수집된 자료를 이용하여 고속도로에서의 교통류를 ARIMA 시계열 모델을 이용하여 표현한다.

바로 이전 세 개의 시간간격에서 얻은 예측값과 측정값의 차의 평균 오차를 이용하여 알고리즘은 현재 시간간격(t)과 이전 시간간격(t-1)에서 측정된 교통변수의 차를 예측할 수 있다. 그래서 이 모형은 단기예측과 신뢰구간 개발하는데 이용되었으며 예측값에서 벗어난 자료를 통해 유고 선언을 선언한다.

#### (2) HIOCC(High Occupancy Algorithm)

영국 TRRL(Transport and Road Research Laboratory)에서 개발된 이 알고리즘은 정지차량 또는 저속 차량이 포함된 개별 루프 검지기에서 점유율 자료를 수집하여 1초마다 점유율 자료를 갱신한 후 순간 점유율의 연속된 몇 개의 값을 임계치와 비교하여 유고를 선언한다.

그러나 유고와 다른 교통류의 정체요인을 구별하기 어렵다는 단점을 가지고 있다.

#### (3) DES(Double Exponential Smoothing) Algorithm

DES 알고리즘은 한 지점에서의 교통자료의 변화를 비교하여 유고를 감지하며 Detroit의 John C. Lodge 고속도로에 적용되었다.

한 지점에서의 교통자료는 하류부 교통량의 상황을 예측하고, 이 예측값과 실제 교통자료와의 불균형이 유고감지의 방법으로 경보를 작동시키게 한다. 예측치를 계산하는 데는 과거 측정값에 가중치를 부여하는 평활화 상수(smoothing constant)를 갖는 중지수 평활 함수(Double Exponential Smoothing Formulae)가 사용된다. 이 식에 의하여 하류부에서의 교통 행태의 추이를 추적하고 예측값과 실제값의 차의 합으로 정의된 추적신호(tracking signal)를 조사하여 값이 0에서 유의하게 벗어나는 경우 유고가 선언된다.

평균유고감지시간은 알고리즘이 실행되는 동안의 자료수집주기(Polling-Cycle)에 따라 달라질 수 있으며, 점유율과 속도는 바로 임계치로 사용될 수 있다.

#### (4) Low-Pass Filtering - DELOS

Stephanedes에 의해 제시된 이 알고리즘은 비정상적인 자료요소를 제거하기 위하여 3가지 평활법을 이용하여 자료에 포함된 노이즈(noise)의 특성을 생성하고 낮은 빈도의 변동(fluctuation)은 생략한다.

인접 검지기 사이의 가공한 공간적 점유율을 두 가지 평균을 이용하여 테스트하여 유고를 선언한다.

① 유고로 인한 점유율의 급격한 변화를 3분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하여 검사

② 병목현상으로 인한 혼잡과 유고를 구별하기 위하여 5분 이동평균(또는 중앙값)을 이용하여 검사

#### (5) Dutch Algorithm

유럽의 DRIVE program의 일부로 Monica와 유사한 패턴인식 알고리즘으로 고속도로의 개별 구간에 대한 자료를 분석한다.

상류부와 하류부 교통류의 상태보다는 지수 평활화 필터(exponential smoothing filter)를 이용한 자료를 이용하여 도로(carriage way)의 평균 속도를 감지하고 이 속도가 정해진 임계치를 초과하면 유고를 선언한다.

#### 4) 교통류 모형과 이론을 이용한 알고리즘

복잡한 교통류 이론을 이용하여 유고시 교통 행태를 묘사하고 예측한 후 실제 교통 변수와 모형에서 예측한 변수들을 비교한다.

#### (1) Dynamic Algorithm

이 알고리즘은 교통류 이론의 기본적인 속도-밀도, 교통량-밀도 관계를 감지 분석에 통합하여 고속도로 시스템에서 급작스런(abrupt) 변화는 예측가능한 패턴을 따른다고 가정한다.

관측된 자료를 바탕으로 두 가지 통계 가설(Multiple Model method와 Generalized Likelihood Ratio method) 검증과정을 적용, 유체(fluid-flow)와 차량추종의 특성을 이용한 교통류 동적 모형에 기반하여 교통량-밀도-속도 관계를 추정한다.

속도, 교통량, 밀도관계를 추정하기 위하여 유고를 감지하기 위한 제어값에 들어가는 조건확률을 계산하기 위하여 MM method를 이용하고 관측된 교통량-밀도 패턴이 유고시의 패턴과 일치하는가를 측정하기 위하여 GLR method를 이용한다.

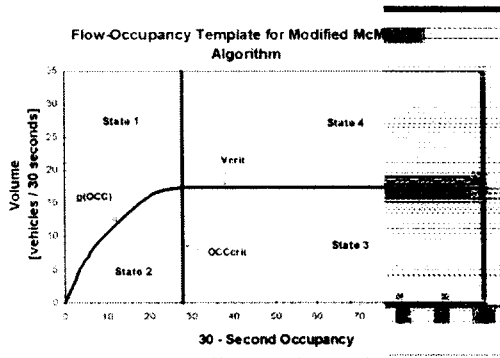
검지기에서 고정된 지역의 점유율 자료를 제공하기 때문에 검지기 자료는 시간기반 평균에서 공간기반 평균으로 먼저 변환하여 알고리즘에 이용된다.

#### (2) Catastrophe Theory - The (Modified) McMaster Algorithm

이 알고리즘은 점유율의 변화가 적은 고속도로의 운영에서 속도의 "Jumps"를 설명하기 위하여 Catastrophe 이론을 이용하여 개발된 수학적 모형이다. 속도, 교통류, 점유율의 교통변수가 Catastrophe 이론의 변수로 할당되고, 세 변수간의 관계가 수식 및 그래프의 형태로 도출되어, 세 변수가 임계치를 초과하면 유고를 선언한다

McMaster 알고리즘은 교통 조건이 혼잡시에서 비혼잡시로 변화하고 교통량과 밀도가 변화가 적을 때 속도의 불연속적이고 급작스런 변화를 기본 전제로 하며 유고감지를 위해 두 가지의 지표표 사용한다. .

첫 번째 지표표는 평균 교통류의 80%에서 단순하게 그려진 교통류-점유율의 관계식을 설정한 곡선(Flow-Occupancy Template)을 작성하여 특정 교통상태에 관해 네 지역으로 구분하고 Template와 실제 검지기 자료를 이용한다.



<그림 2> 교통량-점유율 Template

두 번째 변수는 속도이다. 임계치보다 낮은 속도에서 감지기를 통과하는 차량의 두 연속적인 발생은 유고 경보를 발생시킨다.

5) Low Volume 유고감지 알고리즘

교통류의 단절(discontinuities), 대기행렬, 혼잡과 같은 유고의 직접적인 발생조건에 대해서 주시하기 때문에 낮은 교통량 상태(low volume condition)에서는 대부분의 알고리즘이 문제점을 갖게 된다. TTI(Texas Transportation Institute)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 출력결과(exit count)가 예측값보다 적으면 유고 선언(signals an incident), 같으면 정상(no incident), 많으면 알수없음(unknown situation)으로 분류한다.

6) 첨단 유고감지 기법

(1) Fuzzy Set Algorithm

이 알고리즘은 유고감지논리에 추론의 부정확성과 불확실성을 통합한다. 그래서 자료가 부정확하거나 손실되었을 때 유고선택결정을 해야하는 경우 fuzzified boundaries를 개발하여 가장 가능한 추론을 찾는다. 이전의 0과 1로만 결정되는 'crisp' 접근(e.g. California and McMaster)과는 달리 퍼지식 접근은 사건이 일어날 가능성도(likelihood)의 범위를 나타낸다.

인접 감지기 사이의 점유율 추세 요소와 속도-밀도 비교를 이용한다.

(2) Neural Network Algorithm

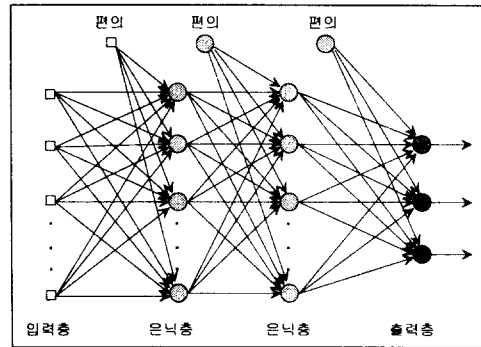
인공신경망 모형의 시초는 1943년 McCulloch과 Pitts의 논문에서 소개되었으며 인간의 두뇌에서 일어나는 자극-반응-학습과정을 갖는 생물학적인 신경세포망의 기능을 모사한 인공뉴런(artificial neuron 또는 processing unit, processing element라고도 함)과 인공시냅스(connection link)로 구성된다.

유고 감지에 이용되는 대표적인 인공신경망은 다층 퍼셉트론(MLP)을 이용한다.

다층퍼셉트론은 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)을 가지고 있으며, 각 층은 다

수의 뉴런으로 이루어져 있다. 특정 층을 이루고 있는 각각의 뉴런은 바로 전층의 모든 뉴런과 연결되어 (fully-connected) 있으며, 뉴런들 사이의 연결링크는 각각의 가중치를 갖는다.

대부분의 다층 퍼셉트론의 학습은 1986년 Rumelhart 등에 의한 PDP(Parallel Distributed Processing)저서에서 제시된 역전파 알고리즘(Back-propagation algorithm)을 사용하여 수행할 수 있다. 이 알고리즘은 주어진 입력에 대해 원하는 출력결과를 학습시키고자 할 때 사용하며 (supervised learning), 출력층의 각 뉴런에서 발생되는 출력오차를 각 층으로 역으로 전파시켜 나가면서 연결링크의 가중치 수정을 통해 오차를 최소화시킨다.



<그림 3> 다층 퍼셉트론의 구조

(3) PNN(Probabilistic Neural Network)

PNN은 MLP의 한계를 넘어서는 분석요소를 최근 개발하여 만들어진 인공 신경망 알고리즘이다. PNNs는 점유율의 우선 확률(prior probabilities), 도로 조건, 분류오류(오감지)의 비용 등을 Parzen estimators를 이용한 확률밀도함수를 만들어서 클래스를 분류하여 알고리즘에 통합하였다.

(4) Automatic Vehicle Identification Systems

차량에 감지장치를 부착하여 고속도로에 설치된 탐침차량(probe vehicle)을 이용하여 유고를 감지한다. 다중 인식장비는 고속도로 구간을 따라 차량의 움직임을 추적하고 예측통행시간과 실제통행시간을 추적하여 비교한다. 현재 ADVANCE project에서 연구를 진행되고 있다.

IV. 알고리즘의 비교분석

1. 알고리즘별 요구되는 입력자료

<표 3>에서 알아보면 다음과 같다.

2. 알고리즘의 성능비교

알고리즘 평가에 적용된 방법은 매우 다양하고 각 알고리즘들이 사용하는 자료의 특성으로 인하여 나타난 결과를 다른 곳에 인용하기 어렵다. <표 4>는 알고리즘의 수행능을 특정 지역의 자료를 이용하여 만들어진 결과를 전체적으로 요약한 것이지만 알고리즘의 성능이 절대적인 차이를 나타낼 수 없으며 대상지역에 따라 상대적인 우위를 갖는다. 따라서 평가에 사용된 자료에 따라 수행능력에 큰 변화가 있다. 즉 모의실험된 자료, on-line 자료, off-line 자료 등 사용하는 자료가 알고리즘마다 다르며 일반적으로

<표 3> 자동유고감지 운영에 필요한 자료

Algorithm		Occupancy	Volume	Speed	TimeIntervaloverwhich ControlVariableisAveraged [seconds]	UpdateCycle [seconds]
California	Basic	Required			60	20, 30 or 60
	California #7	Required			60	20, 30 or 60
	California #8	Required			60	20, 30 or 60
	APID	Required	Required		20 to 300	20
PATREG		Required			40	1
Standard Normal Deviate		Required	Required		180 or 300	60
Bayesian		Required			60	20
Time Series ARIMA		Required	Required		20	20
HIOCC		Required			2	1
Exponential Smoothing		Required			60	60
Low-Pass Filter		Required			180	30
Dynamic		Required	Required		60	5
Modified McMaster		Required	Required		30	30
Neural Network		Required	Required	Required	30	30
Fuzzy Set		Required	Required	Required	N/A	N/A
Wave Analysis		Required			30	30
Dutch		Required			N/A	N/A
Monica		Required			N/A	N/A
Low-Volume Algorithm				Required	--	--

on-line 과 off-line 자료가 모의실험 자료보다 유효했다. 또한 지리학적 위치, 도로의 기하학적 구조, 자료의 수, 유고의 유형과 교통에 미치는 정도도 수행능력의 평가요소에 영향을 미치는 요인이었다. 따라서 표준 평가방법의 없기 때문에 유고감지 뿐만 아니라 안전성, 교통 제어 등을 고려한 국제적 수준의 database가 시급하다.

### V. 결론 및 향후과제

현재까지 많은 자동유고감지 알고리즘이 미국과 유럽, 일본을 중심으로 개발되어 왔으며 현재에는 각 알고리즘의 평가에 그 초점을 맞추고 있다. 각 알고리즘의 특성에 따라

지역별로 그 수행성능이 다르게 나타난다. 특정 지역에서는 최선 기법을 이용한 알고리즘보다 이전의 California #8 알고리즘이 보다 높은 수행성능을 나타내는 곳도 있었다. 따라서 동일한 현장 자료를 이용하여 알고리즘의 수행능력을 평가하는 작업이 필요하다. 본 논문에서는 이후 미국 California I-880 도로의 루프 검지기 자료를 이용하여 각 알고리즘들의 수행능력을 평가하기로 한다. 또한 다양한 알고리즘을 국내에 적용시킴으로써 우리 나라 도로사정에 알맞은 유고감지 알고리즘을 개발하는 일이 필요할 것으로 판단된다.

<표 4> 알고리즘 수행성능 요약

Algorithm		DetectionRate [%]	FalseAlarmRate [%]	AverageDetectionTime [minutes]
California	Basic	82	1.73	0.85
	California #7	67	0.134	2.91
	California #8	68	0.177	3.04
	APID	86	0.05	2.5
Standard Normal Deviate		92	1.3	1.1
Bayesian		100	0	3.9
Time Series ARIMA		100	1.5	0.4
Exponential Smoothing		92	1.87	0.7
Low-Pass Filter		80	0.3	4.0
Modified McMaster		68	0.0018	2.2
Neural Networks	MLF	89	0.01	0.96
	PNN	89	0.012	0.9
Fuzzy Set		Good	Good	Up to 3 minutes quicker than conventional algorithms
Wave Analysis		Good	Good	Good
Dutch		Good	Poor	Good
Monica		Poor	Good	Good
Low-Volume Algorithm		49-78	Volume < 400vph: 1 per 7 hrs Volume 900-1000 vph: 1 per 2 hrs	N/A