

## 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합에 의한 신호교차로 위험도 예측모형 개발에 관한 연구

### Development of Hazard-Level Forecasting Model using Combined Method of Genetic Algorithm and Artificial Neural Network at Signalized Intersections

김중효\* · 신재만\*\* · 박제진\*\*\* · 하태준\*\*\*\*

Kim, Joong-Hyo · Shin, Jae-Man · Park, Je-Jin · Ha, Tae-Jun

#### Abstract

In 2010, the number of registered vehicles reached almost at 17.48 millions in Korea. This dramatic increase of vehicles influenced to increase the number of traffic accidents which is one of the serious social problems and also to soar the personal and economic losses in Korea. Through this research, an enhanced intersection hazard prediction model by combining Genetic Algorithm and Artificial Neural Network will be developed in order to obtain the important data for developing the countermeasures of traffic accidents and eventually to reduce the traffic accidents in Korea. Firstly, this research has investigated the influencing factors of road geometric features on the traffic volume of each approaching for the intersections where traffic accidents and congestions frequently take place and, a linear regression model of traffic accidents and traffic conflicts were developed by examining the relationship between traffic accidents and traffic conflicts through the statistical significance tests. Secondly, this research also developed an intersection hazard prediction model by combining Genetic Algorithm and Artificial Neural Network through applying the intersection traffic volume, the road geometric features and the specific variables of traffic conflicts. Lastly, this research found out that the developed model is better than the existed forecasting models in terms of the reliability and accuracy by comparing the actual number of traffic accidents and the predicted number of accidents from the developed model. In conclusion, it is expect that the cost/effectiveness of any traffic safety improvement projects can be maximized if this developed intersection hazard prediction model by combining Genetic Algorithm and Artificial Neural Network use practically at field in the future.

**Keywords** : *signalized intersection, traffic accident, traffic conflict, linear regression analysis, artificial neural network, genetic algorithm & artificial neural network*

#### 요 지

2010년 말 현재 우리나라의 자동차등록대수는 1,748만 대에 육박할 정도로 비약적인 증가를 보이고 있다. 자동차의 급격한 증가는 오늘날 우리가 직면한 심각한 사회문제 중 하나인 교통사고를 증가시키고, 이로 인해 인명피해 및 경제적 손실을 초래하고 있다. 이에 본 연구는 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합에 의한, 향상된 신호교차로 위험도를 예측하는 모형을 개발하여, 장래 교통사고 안전대책 수립시 근간이 되는 기초자료를 제공함으로써, 교통사고를 줄이는데 도움이 되고자 한다. 본 연구에서는, 첫 번째로 교통사고와 교통혼잡이 빈번하게 발생하는 신호교차로를 대상으로 접근로별 교통량과 도로 기하구조 요소를 파악하였고, 교통사고와 교통상충간의 순위상관관계분석을 실시하여 통계적 유의성을 파악하였으며, 교통사고와 교통상충을 적용한 선형회귀모형을 구축하였다. 두 번째로, 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합에 의한 신호교차로 위험도 예측모형은 신호교차로 교통량 및 도로 기하구조 요소, 교통상충의 특성변수를 적용하여 개발하였다. 마지막으로, 신호교차로 교통사고건수 실측값과 개발모형의 예측값에 대한 적합도 분석을 통해 신뢰수준을 검증한 결과, 개발모형의 신뢰도와 정확도가 기존의 모형에 비해 우수한 것으로 나타났다. 결론적으로, 향후 본 연구를 통해 개발된 교통사고위험도 예측모형을 신호교차로 교통안전정책 수립과 교통안전개선사업에 사용할 경우, 전반적으로 교통안전관련사업의 비용/효율성을 극대화할 수 있을 것으로 기대된다.

**핵심용어** : 신호교차로, 교통사고, 교통상충, 선형회귀분석, 신경망 이론, 유전자 알고리즘 및 신경망 이론의 결합모형

\*도로교통공단 교통과학연구원 연구원 (E-mail : ccacca-1@hanmail.net)

\*\*한국도로공사 도로교통연구원 연구원

\*\*\*정회원 · 교신저자 · 한국도로공사 도로교통연구원 책임연구원 (E-mail : jjpark@ex.co.kr)

\*\*\*\*정회원 · 전남대학교 토목공학과 교수 (E-mail : tjha@chonnam.ac.kr)

# 1. 서 론

## 1.1 연구배경 및 목적

고도의 경제성장과 도시화 과정을 거치면서 교통안전보다 사람과 물자의 이동성만을 중요시하는 사회적 인식의 집중과 팽배는 결국 교통사고로 인한 소중한 생명과 재산상의 손실을 최악의 상태로 이르게 하였다. 이에 본 연구는 신호교차로의 교통조건, 도로의 기하구조 요소, 교차로의 교통상충의 결과를 입·출력패턴으로 간주하고 인류의 진화과정과 인간의 사고과정을 근거로 개발된 GANN(Genetic Algorithm & Artificial Neural Network)이론의 수학적 알고리즘을 적용하여 기존의 신호교차로 안전도 평가방법을 대신하였다. 또한 GANN에 의한 신호교차로 위험도 예측모형을 이용하여 교통사고의 위험도 분석방법을 제시하고, 교통안전정책 수립 시 교통안전개선 사업의 효율화를 도모하고자 하였다.

## 1.2 연구내용 및 방법

본 연구는 광주광역시내 교통혼잡과 교통사고가 빈번하게 발생하고 있는 신호교차로 지점을 대상으로, GANN에 의한 인공지능의 모형을 이용하여 보다 신뢰성 높은 신호교차로 위험도 예측모형을 개발하고자 다음과 같은 일련의 방법으로 연구를 수행하였다.

첫째, 신호교차로를 대상으로 접근로별 교통량과 도로의 주요 기하구조 요소를 파악하였으며, 도로상의 잠재적 위험으로 간주되는 교차로의 교통상충을 진행방향별 상충특성 중심으로 현장조사를 실시하였다. 둘째, 교차로의 사고와 상충

간의 상관분석을 실시한 후, 신호교차로 사고와 상충의 선형 회귀모형에 의한 교통사고 예측모형을 개발하였다. 셋째, 교통량과 도로기하구조 요소를 모형의 독립변수로 선정하고 교통상충을 종속변수로 하여, 신호교차로 위험도를 예측하는 GANN 모형을 구축하였다. 이 때 GANN에 의해 예측된 교통상충수는 사고와 상충간의 선형회귀모형에 적용하여 신호교차로 위험도를 예측하였다. 마지막으로, 최적의 GANN에 의한 결합모형을 이용하여 신호교차로 위험도를 예측한 결과에 따른 모형의 검증을 실시하고 모형에 대한 신뢰성과 정확성을 평가하였다.

한편 신경망 이론의 학습방법은 역전파 알고리즘을 적용하였고, 유전자 알고리즘의 수행방법은 병렬유전자 알고리즘을 이용하여 매개변수의 훈련을 실시하였으며 목적함수는 매개변수의 적응도평가를 위해 평균제곱근 오차값을 이용하였다.

## 2. 기존 연구문헌 고찰

### 2.1 신호교차로 교통사고예측 모형에 관한 연구

#### 2.1.1 김원철(2004)

교통사고 잦은 교차로를 선정하여 다중회귀이론, 수량화이론, 구조방정식이론, 퍼지추론이론 등을 통하여 이론의 적용성을 평가하고 교통사고건수예측모형을 구축한 후 각각 모델간의 비교분석을 실시하였다.

#### 2.1.2 성낙문(2005)

국도변 77개 지점 신호교차로에 대하여 포아송 회귀모형을 이용하여 주·부도로 ADT, 주도로 증차량 비율, 부도로 유출입구 수 등을 독립변수로 하는 사고예측모형을 개발하였다.

#### 2.1.3 Barbaresso(1987)

6개의 4지 신호교차로 전후 사고와 교차로사고를 비교분석하여 직각사고의 빈도와 비율이 다른 교차로 형태에 비해 침두시간 점멸신호를 가진 간선도로 4지 교차로에서 매우 높게 나타나는 결과를 보여주었다.

#### 2.1.4 E. Hauer(1988)

교차로상의 교통류 형태에 따른 위험성을 기초로 위험순위를 정하는 절차를 그림 2와 같은 유형으로 제시하였고, 이

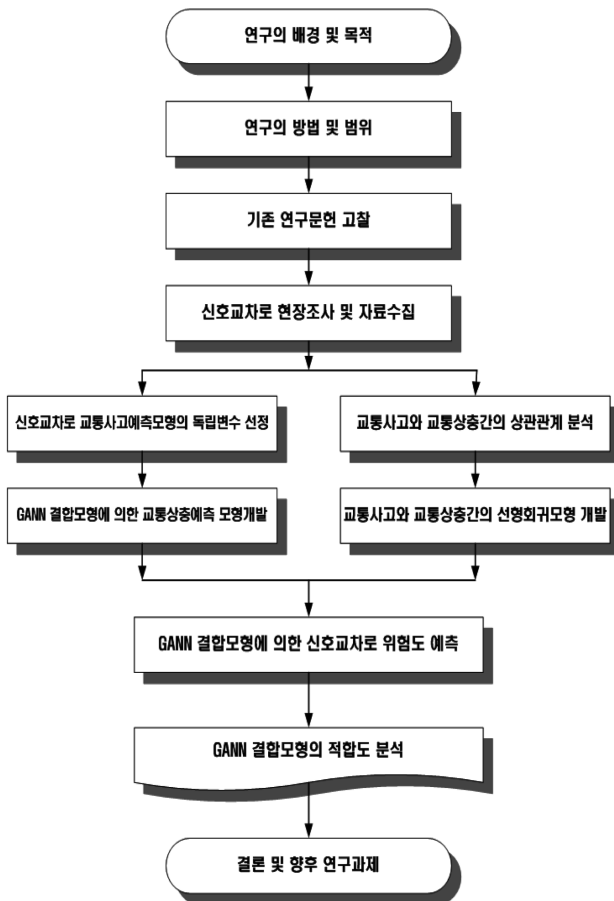


그림 1. 연구수행 과정

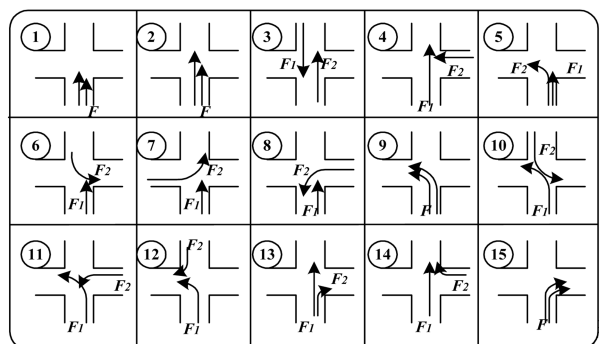


그림 2. 교통류에 따른 교차로 교통사고의 유형

에 대한 유형별 교통사고발생 기대건수를 추정식 형태로 제시하였다.

## 2.2 신호교차로 교통상충기법에 관한 연구

### 2.2.1 하태준 · 김진현(1998)

교통상충유형에 따라 교통상충기법을 검증하였는데 교통상충기법을 이용하여 신호교차로에서 사고위험 정도를 효과적으로 예측하고 평가할 수 있기 때문에 교통사고 잦은 지점의 선정이나 교통사고 감소대책을 위한 도로개선 우선순위를 정할 때 객관적이며 효과적으로 계산할 수 있다는 결론을 내렸다.

### 2.2.2 도철웅 · 하태준 · 김현상(1998)

서울특별시 일부교차로에 대한 과거 사고자료와 일부시간대 교통상충조사를 실시하여 사고위험순위를 결정하였다. 또한 신호교차로의 위험수준이나 안전도를 평가하는데 이용되었던 사고자료에 의한 시간적 문제와 정확도 문제를 보완하기 위한 대안기법으로서 교통사고 연구의 정확도에 접근하는 교통상충기법의 기준을 정립하고 모형의 적용능력을 평가하였다.

### 2.2.3 Christer Hyden(1987)

Christer Hyden 연구사례와 방법론은 가장 최근에 개발된 방법 중 하나로 기존의 연구방법보다 진보된 방법이다. 시간당 교통사고와 속도로 교통상충의 정도를 교통사고 심각도로 해석함으로써 기존의 교통사고 분석이 가지고 있던 한계점을 극복하였다.

### 2.2.4 FHWA(1988)

FHWA는 GMR(General Motors Research Laboratories)에 의해 개발된 TCT를 886개 교차로의 접근로에 적용하였는데, 상충건수와 사고건수와의 상관계수를 산출하기 위해 회귀모형이 이용되었다. GMR의 기법은 상충과 사고의 관계성에 대해서 다루고 있으며, 또한 상충의 유형을 분류하였으나, 분석 대상지의 유형 혹은 사고의 잠재적인 요소는 고려하지 않았다.

## 2.3 신경망 모형의 이론적 고찰

신경망 모형에서 학습이란 주어진 입출력 시스템에 대해

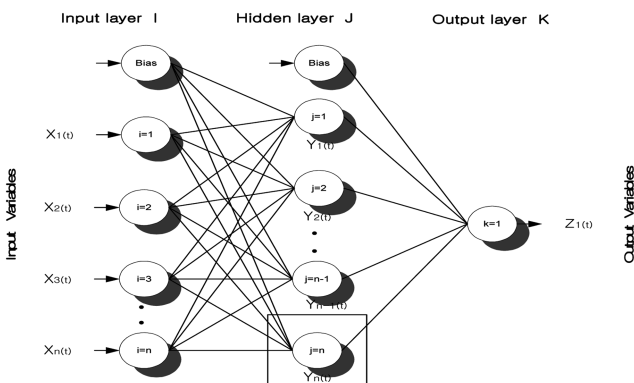


그림 3. 다층 신경망 모형의 구조

여 원하는 동작을 수행할 수 있도록 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 의미한다. 신경망은 여러 개의 층으로 구성된 비선형 네트워크이며 각 층은 여러 개의 처리소자로 구성된다. 각 층의 처리소자는 서로 연결되어 있고 영향력의 크기를 나타내는 연결강도를 최적화하여 동작한다. 따라서 각 층에 있는 처리소자간의 최적의 매개변수를 추정하여 이것을 신경망의 연결강도로 사용한다. 본 연구에 사용된 인공 신경망의 종류는 다층 신경망이며 입력층과 은닉층, 그리고 출력층으로 구성하였다. 또한 모형에 사용된 학습 알고리즘은 모멘텀 상수와 적응식 학습율이 적용된 최강하법을 이용한 역전파 학습알고리즘이며 보정을 위한 훈련 과정에서의 효율성을 높이기 위해 조기정지학습기법을 도입하였다.

## 2.4 유전자 알고리즘의 이론적 고찰

유전자 알고리즘은 자연계에 있어서 생물진화과정에 기반을 둔 최적화 기법으로 자연선택의 원리와 다윈의 적자생존의 이론을 기본개념으로 하고 있다. 즉, 유전자 알고리즘의 최적해를 찾기 위한 탐색의 원리는 자연계의 진화를 지배하는 적자생존의 원리와 유전자의 교환에 의한 세대 교배 및 진화의 과정을 통해 이루어지며 적자생존을 구현하기 위하여 최적화 목표 함수값을 해석하고 우수한 부모해를 보전시킨다.

## 2.5 GANN 결합모형의 이론적 고찰

신경망 이론은 기본적으로 국소 탐색의 방법으로서 해 공간상의 현재 지점 근방이 다음의 탐색점이 된다. 이것에 비해 유전자 알고리즘은 전역 샘플링을 중심으로 한 수법으로 공간상에서 복수의 탐색점을 설정한다. 다음의 탐색점은 선택도태, 교배, 돌연변이 등으로 결정된다. 일반적으로 유전자 알고리즘에서는 국소탐색은 수행하지 않고 하나의 탐색점의 수렴이나 돌연변이에 맡겨진다. 여기에서 주목해야 할 것은 두 가지 수법이 상호보완적인 특징을 가지고 있다는 점이다.

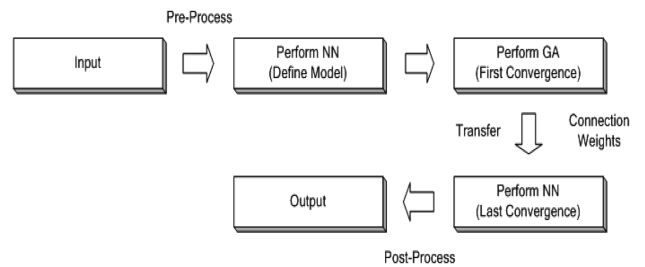


그림 4. GANN 모형의 학습과정

표 1. 광주광역시 신호교차로 21개 대상지점

지점	교차로명	지점	교차로명	지점	교차로명
1	법원입구사거리	8	안보회관사거리	15	북부서사거리
2	농성공원사거리	9	운암주유소사거리	16	흑석사거리
3	제2청사사거리	10	교육대사거리	17	우산사거리
4	월산사거리	11	신안사거리	18	영광통사거리
5	서방사거리	12	코카콜라사거리	19	첨단빌딩사거리
6	전남대사거리	13	현대백화점사거리	20	하이마트사거리
7	유동사거리	14	전대정문사거리	21	신가사거리

본 연구에서는 먼저 신경망의 구조를 결정한 후, 유전자 알고리즘을 이용하여 연결강도 등을 효율이 우수한 최적해 근방까지 학습하게 하였다. 이렇게 학습되어 국소해에 빠질 가능성을 감소시킨 연결강도 등을 다시 신경망에 사상시키는 방법을 사용하였다.

본 연구에서 실시한 유전자 알고리즘에 의한 신경망의 연결강도 등의 학습을 위한 구성도는 그림 4와 같다.

### 3. 신호교차로 현장조사 자료의 구축

본 연구는 광주광역시내 교통사고 잦은 지점 중 최근까지 도로의 기하구조가 크게 변화되지 않고 지난 2004년부터 2006년까지 3년간 교통사고자료를 확보할 수 있는 표1의 신호교차로 21개 지점을 대상으로 하였다. 또한 교통량 자료는 광주광역시청 교통관련 기초조사용역 결과보고서를 이용하였으며, 교통상충은 현장조사를 통해 파악하였다. 한편 교통사고에 영향을 미치는 도로 기하구조 요소는 해당 교차로의 현장조사를 실시하여 모형의 변수로 정리하였으며, 이 때 사고요인이 큰 도로 기하구조 변수는 신호교차로 위험도 예측 모형에 적용하였다.

이 때 변수를 선정하는 과정에서는 얼마나 많은 변수들을 고려해야 할 것이며, 어떠한 변수가 신호교차로 위험도 예측을 위한 설명력을 내포하고 있는지를 분석하고 결정해야 한다. 신호교차로 영향권은 기존 연구에서 제안된 30m(100ft)로 지정하였으며, 극심한 혼잡시간대 혹은 공사 진행 등 특별한 교통상황을 제외한 맑은 날씨와 건조한 노면상태일 때 주중 각 접근로에서 15분 간격으로 12시간 및 24시간 동안

현장기록과 병행하여 비디오촬영을 실시하였다. 이때 비디오로 촬영한 교통상충자료는 1/30초 단위로 판독·분석하여 결과를 정리하였다.

#### 3.1 신호교차로 교통상충 현장조사

교통상충조사는 선정된 신호교차로를 대상으로 교차로를 통행하는 모든 교통흐름을 정확히 포착할 수 있는 대상지점의 주변 건물옥상 등에서 실시간 비디오 촬영을 하였고, 해당 조사원들은 교차로의 접근로 별로 각 1지점씩 4명이 배치되어 각각의 상충유형별 상충횟수를 기록하게 하였다. 본 연구는 교통상충을 진행방향별 상충특성을 중심으로 분류하였으며 교차로 상충의 형태는 크게 다음과 같이 6가지이다.

- ① 동일방향(Same direction) 상충
- ② 대항좌회전(Opposing left turn) 상충
- ③ 교차교통(Cross traffic) 상충
- ④ RTOR(Right-turn-on-red) 상충
- ⑤ 보행자(Pedestrian) 상충
- ⑥ 2차(Secondary) 상충

#### 3.2 신호교차로 교통조건 및 도로 기하구조 현장조사

신호교차로의 도로·교통·신호운영요인은 교통사고에 영향을 미치는 요인이다. 현재 신호교차로 위험도 예측모형을 개발하기 위해서는 교통사고와 교통사고요인간의 관계를 도출시키기 위해서 교통조건과 도로 기하구조요소에 대한 자료수집과 분석이 필요하다. 다시 말해, 신호교차로 위험도 예측모형의 위험도 예측능력을 높이기 위한 변수의 선정이 때

표 2. 선형회귀모형의 설명변수

교차로 번호	교통량 (1,000,000년)	중단경사 (%)	진입진출 차로수 변화차이(진입-진출)	교차로 면적 (m <sup>2</sup> )	좌회전 차로길이(m)	횡단보도 길이 (m)	횡단보도 폭 (m)
1	21.53	2.50	0	1,313	15	22.75	7
2	36.50	3.75	0	1,593	15	14.75	3.75
3	18.21	0	0	642	17.5	15.5	6.25
4	19.39	0	0	450	20	16.38	7
5	54.75	0	3	798	32.28	19.85	7.93
6	25.92	0	2	748	25	23.95	8
7	34.66	0	2	789	35.75	20.48	7.78
8	31.46	0	3	789	15	21.15	8
9	36.50	0	1	837	2.5	3.38	1.05
10	13.79	0	0	666	12.5	19.13	6
11	28.00	0	0	370	20	18.55	7.7
12	18.25	0.25	0	584	17.5	20.75	6
13	16.43	0	0	540	10	15.35	6.7
14	22.41	0.25	0	720	13.75	11.88	5
15	22.38	0	2	1,540	14.53	20.98	7.03
16	27.49	0	2	761	27.5	24.65	8
17	42.68	3	0	534	10	15.38	6
18	34.87	2	0	2,490	20	24.05	8.5
19	36.58	0	0	2,624	13.38	28.23	7.78
20	31.12	0	0	504	5	19	6
21	30.67	0	2	762	24	19.1	7.45

우 중요함을 의미한다. 특히 변수를 선정하는 과정에서 얼마나 많은 변수를 고려해야 할 것이며 어떠한 변수가 신호교차로 위험도 예측을 위한 설명력을 내포하고 있는지를 분석하고 결정해야 한다.

### 3.3 신호교차로 교통조건 및 도로 기하구조 요소 자료선정

신호교차로 교통조건 및 도로 기하구조 요소 자료 선정은 기존 관련 연구문헌을 통하여 교차로 교통사고에 영향을 미치는 교통량을 포함한 중단경사, 진입·진출 차로수 변화차이, 교차로 면적, 좌회전 길이, 횡단보도 길이, 횡단보도 폭 등 7개의 변수를 선정하여 자료를 수집하였다. 위 표 2는 교통상충을 제외한 모형에 적용 가능한 변수를 정리하여 나타낸 것이다.

## 4. 신호교차로 교통사고와 교통상충간의 상관분석

본 연구는 교통상충이 교통사고의 위험을 대신할 수 있는 척도로서 사용 가능한지 여부를 판단하였다. 이를 위하여 스피어만 순위상관분석을 통한 적합도 검증을 실시하였고, 교

표 3. 교통사고와 교통상충간의 분석자료

교차로	2004년		2005년		평균	
	교통사고	교통상충	교통사고	교통상충	교통사고	교통상충
1	13	1,797	8	1,998	10.5	1897.5
2	23	2,816	35	3,104	29	2960
3	6	1,939	14	2,002	10	1970.5
4	7	1,512	9	1,364	8	1438
5	43	3,229	31	3,321	37	3275
6	37	2,594	27	2,721	32	2657.5
7	24	1,995	11	1,797	17.5	1896
8	23	2,612	16	2,988	19.5	2800
9	21	2,591	15	2,418	18	2504.5
10	20	1,801	6	1,125	13	1463
11	20	2,403	23	2,219	21.5	2311
12	13	1,460	10	1,798	11.5	1629
13	12	2,099	6	1,872	9	1985.5
14	7	1,604	12	1,799	9.5	1701.5
15	16	2,001	17	2,197	16.5	2099
16	34	2,478	15	2,397	24.5	2437.5
17	23	2,207	18	2,312	20.5	2259.5
18	21	2,391	13	2,106	17	2248.5
19	20	2,308	19	2,512	19.5	2410
20	17	2,475	9	2,298	13	2386.5
21	15	1,987	20	2,005	17.5	1996

표 4. 스피어만 순위상관분석 결과

구분		교통상충	교통사고
Spearman의 rho	교통상충	상관계수	1.000
		유의확률(양측)	0.883(**)
		N	21

\*\*상관 유의수준이 0.01이다.(양측검정)

통사고와 교통상충간의 상호관계를 분석하기 위하여 선형회귀모형을 개발하였다.

### 4.1 신호교차로 교통사고와 교통상충간의 순위상관분석

교통사고와 교통상충간의 상관분석을 위해서 스피어만 순위상관계수를 이용하여 상관분석을 실시하였다. 이 때 표 3의 분석자료는 2004년과 2005년 조사자료를 평균으로 산출한 교통사고건수와 교통상충수의 결과에 해당한다. 스피어만 순위상관분석 결과, 유의확률 0.01(양측검정)에서 교통사고와 교통상충의 스피어만 순위상관계수는 0.883의 결과가 나타났다. 이는 교통사고 순위와 교통상충 순위는 강한 양(+)의 상관관계가 있음을 나타낸다.

### 4.2 신호교차로 교통사고와 교통상충간의 선형회귀모형 개발

교통사고와 교통상충의 단순선형 회귀분석 결과는 표 5와 같다. 모형식의 설명력인 결정계수 값이 0.720으로 나타났으며 교통상충의 결과가 증가함에 따라 교통사고의 결과가 증가됨을 알 수 있다.

회귀분석 결과, 모형의 변수인 교통상충은 사고예측모형에 설명력이 높은 것으로 나타났으며 모형의 변수인 교통상충의 유의확률은 0.000으로 나타나 유의수준 0.01에서 회귀모형이 적합한 것으로 도출되었다. 따라서 최종적으로 교통사고와 교통상충 관계에 의한 교통사고예측모형은 식 (1)과 같이 제시하였다.

$$Y = -12.612 + 0.014X \quad (1)$$

여기서, X : 교통상충수

Y : 교통사고발생건수

표 5. 선형회귀분석의 모형 요약

모형	R	R <sup>2</sup>	Adjusted	추정값의 표준오차	Durbin-Watson
1	0.848(a)	0.720	0.705	4.22800	1.666

a 예측값 : (상수), 교통상충

b 종속변수 : 교통사고

표 6. 선형회귀분석의 분산분석표

모형	구분	제곱합	d.f	평균 제곱	F	유의 확률
1	선형회귀	872.523	1	872.523	48.810	.000(a)
	잔차	339.643	19	17.876		
	합계	1212.167	20			

a 예측값 : (상수), 교통상충

b 종속변수 : 교통사고

표 7. 선형회귀분석의 계수

모형	구분	비표준화 계수		표준화 계수	t	유의 확률
		B	표준오차	베타		
1	상수	-12.612	4.454	-	-2.831	0.011
	교통상충	0.014	0.002	0.848	6.986	0.000

a 종속변수 : 교통사고

표 8. 선형회귀분석의 검증자료

교차로 번호	교통사고 실측값(2006년)	교통상충 실측값(2006년)	교통사고 예측값
1	8	1,758	12.0
2	22	2,972	29.0
3	10	1,825	12.9
4	4	1,176	3.9
5	27	3,048	30.1
6	27	2,713	25.4
7	17	1,801	12.6
8	16	2,472	22.0
9	11	2,136	17.3
10	7	1,224	4.5
11	23	2,474	22.0
12	11	1,538	8.9
13	6	1,992	15.3
14	8	1,848	13.3
15	26	2,352	20.3
16	17	2,544	23.0
17	23	2,184	18.0
18	19	2,376	20.7
19	18	2,736	25.7
20	16	2,520	22.7
21	19	2,041	16.0

4.3 신호교차로 교통사고와 교통상충간의 선형회귀모형 검증

교통사고와 교통상충의 선형회귀모형에 의해 예측된 교통사고건수가 실측치를 얼마만큼 대표할 수 있는지를 검증하기 위하여 대응표본 t-검증을 실시하였다. 한편 교통사고와 교통상충에 대해 대응표본 t-검증을 실시하기 위하여 2006년 교통사고자료와 교통상충자료를 이용하였다. 교통사고와 교통상충의 선형회귀모형에 의해 예측된 교통사고건수가 실측값을 얼마만큼 대표할 수 있는지를 검증하기 위한 귀무가설과 대립가설은 다음과 같다.

- $H_0$  : 사고실측값과 사고예측값은 차이가 없다.
  - $H_1$  : 사고실측값과 사고예측값은 차이가 있다.
- n=21, a=0.05

표 9는 교통사고 실측값과 교통사고 예측값은 차이가 없다는 귀무가설에 대한 검증 결과이다. 검증결과, t 값은 -1.884 이고, 이에 대한 유의확률은 0.074로 유의수준 0.05에서 귀무가설을 기각하지 못한다. 즉, 교통사고 실측값과 교통사고 예측값은 차이가 없는 것으로 나타났다. 따라서 교통사고와 교통상충의 선형회귀모형에 의해 예측된 교통사고건수가 실

표 9. 선형회귀모형에 대한 대응표본 T 검증결과

구분	대응차				t	d.f	유의확률 (양쪽)	
	평균	표준편차	평균 표준오차	차이의 95% 신뢰구간				
				하한				상한
실측치-예측치	-1.92238	4.67643	1.02048	-4.05107	.20630	-1.884	20	0.074

측값을 대표한다고 할 수 있다.

5. GANN에 의한 신호교차로 위험도 예측모형 개발

5.1 GANN 결합모형 구축

본 연구는 광주광역시내 교통사고 잦은 지점 중 최근까지 도로의 기하구조가 크게 변화되지 않고 교통사고 자료를 확보할 수 있는 21개 신호교차로를 선정하여 위험도 예측모형을 구축하였다. 이 때 모형의 변수인 교통량과 교통상충은 조사된 자료를 이용하였다. 또한 도로 기하구조 요소는 해당 교차로의 변수 중 교통사고와 가장 유의한 차로수 변화 차이를 모형의 변수로 채택하였으며, 이를 신호교차로 위험도 예측모형에 적용하였다. 모형의 구성단계는 훈련, 보정 및 검증 등 각각 세 단계로 분류하여 구축하였으며, 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합모형은 2004년부터 2006년까지 기간의 교통조건인 교통량, 도로 기하구조 요소인 차로수 변화차이와 교통사고의 잠재적 위험을 대신할 수 있는 교통상충을 모형의 변수로 이용하였다. 모형의 학습단계는 훈련 및 보정을 위해 2004년부터 2005년까지의 자료를 분류하여 모의하였고 훈련에 의해 구해진 매개변수인 가중치 및 임계값은 2006년 자료에 적용하여 모형의 검증을 실시하였다.

신호교차로 대상지점의 위험도 예측모형은 시간대별 모형으로 구성하였고, 통계적인 검증을 실시하여 모형의 우수성을 확인하고자 하였다. 신호교차로 위험도 예측모형은 식 (2)와 같다. 식 (2)의 우항은 입력층 처리소지에서 입력되는 변수들로서 입력 패턴에 해당되고 좌항은 출력층의 처리소지에서 출력되는 현 대상지점의 신호교차로 교통상충수를 나타낸다.

$$TCN_{SI} = f(TC_{SI}, RC_{SI}) \tag{2}$$

여기서,  $TCN_{SI}$  : 신호교차로 대상지점의 교통상충수

$f(TC_{SI})$  : 신호교차로 연평균 일교통량(AADT)

$f(RC_{SI})$  : 신호교차로 진입·진출 차로수 차이

모형훈련 시 각 모형에 대한 입력층의 노드수는 은닉층의 노드수가 조절되도록 하였다. 즉, 입력층의 노드수를 n개라고 할 때 은닉층의 노드수는 n-3n개까지 변화하면서 그 결과 값을 나타내게 된다. 이러한 일련의 과정을 거친 모형들 중 수치적인 기준과 도식적 기준이 우수한 모형을 분석하여 신호교차로 위험도 예측결과를 나타내었다.

5.1.1 GANN 결합모형의 구조와 처리소자

신호교차로 위험도 예측모형은 이미 과거의 사상들을 학습함으로써 대상지점의 교통조건과 도로 기하구조 요소의 자료가 입력되었을 때 보완된 교통상충 자료가 생성토록 구성하였고 모형 훈련 시 연결강도를 최적화하는 과정에서 국소

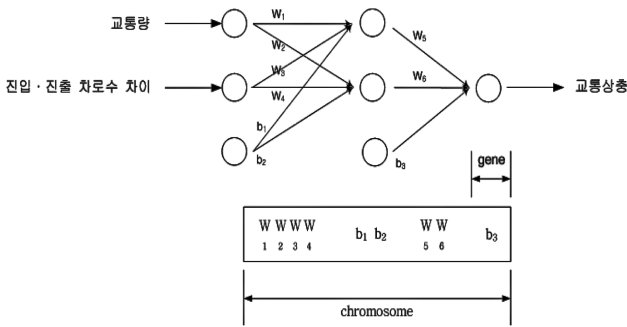


그림 5. 신호교차로 위험도 예측모형의 구조와 처리소자

해에 빠질 수 있는 인공 신경망 이론의 문제점을 보완하기 위해 각 모형을 구성한 후, 모형에서의 연결강도 조정 시 일률적으로 유전자 알고리즘 과정을 통하여 1차 수렴을 유도하는 과정을 포함한 모의 훈련을 수행하였다. 그림 5는 본 연구의 신호교차로 위험도 예측지점이라 가정하고 대상 지점에 시차적용 없이 나타낸 모형구조와 처리소자이다.

### 5.1.2 GANN 결합모형의 입력자료 처리 및 분석

#### 5.1.2.1 GANN 결합모형의 입력자료 처리

신호교차로 위험도 예측모형을 위한 입력자료의 사용기간은 2004년부터 2006년까지의 기간을 선정하였으며, 모형의 훈련 및 보정은 2004년부터 2005년까지의 자료를 분류하여 사용하였다. 여기서, 훈련에 의해 구해진 매개변수 즉, 가중치 및 임계값은 2006년 자료에 적용하여 검증과정을 실시함으로써 모형의 적용가능성과 효용성을 확인하였다. 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합모형을 위한 각각의 입·출력 자료는 전처리 과정과 후처리 과정을 갖는다. 이는 유전자 알고리즘과 신경망 모형이론으로 결합된 모형의 수렴속도를 빠르게 하고 잡음이나 왜곡에 의해 변형된 것을 바로 잡는 기초적인 연산처리 과정이다.

본 연구에서 실시한 전처리 과정은 평균이 0, 표준편차가 1인 표준정규분포  $N(0, 1)$ 이 되도록 식 (3)과 같이 정규화하였다.

$$Z = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

여기서,  $Z$ : 정규화된 자료

$\mu$ : 각 자료의 평균

$\sigma$ : 각 자료의 표준편차

$X_i$ : 각 자료의  $i$ 번째 자료

이 때 유전자 알고리즘과 신경망모형 이론에 의해 결정된 매개변수를 이용하여 모의된 자료는 후처리 과정을 거쳐 실제 값으로 복원된다.

#### 5.1.2.2 GANN에 대한 결합모형의 입력자료 분석

신호교차로 위험도 예측결과가 실측자료와 어떻게 비교되고, 또한 얼마나 적합한 것인가 하는 문제는 모형에 대한 유전자 알고리즘과 신경망모형이론의 결합 모형의 적용타당성과 관계된다. 따라서 본 연구에서는 적절한 모형의 선별을 위해 통계학적인 분석방법으로 각 모형에서 계산된 오차와 비교·검토하여 모형의 예측능력을 판단하였다.

표 10. 모형예측 분석을 위한 통계지표

$R^2$ (Coefficient of determination)	$1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - X_{im})^2}$
RMSE (Root Mean Squared Error)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}$

주)  $N$ : 자료 수,  $X_i$ : 실측치,  $Y_i$ : 모의치,  $X_{im}$ : 실측치 평균,  $Y_{im}$ : 모의치 평균,  $\sigma_X$ : 실측치 표준편차,  $\sigma_Y$ : 모의치 표준편차

통계지표에 정리된 결정계수는 항상 1보다 작은 값을 나타내며 1에 가까울수록 모형의 모의능력이 우수함을 뜻한다. 또한, 평균제곱근오차는 수행결과가 평균적으로 모의치와 실측치가 어느 정도의 교통상충수 만큼 오차가 발생하는지를 나타내는 지표이다. 즉, 모형 적합도의 전체적인 우수성을 보여주기 위한 것으로 일반적인 GANN의 수행척도를 판단하기 위해 사용되며, 이 때 평균제곱근 오차값이 0이라면 실측치와 모의치가 완전히 일치함을 의미한다.

## 5.2 GANN 결합모형 이론의 매개변수 결정

### 5.2.1 유전자 알고리즘의 매개변수 결정

유전자 알고리즘의 실행을 위한 제어 파라미터는 집단 내 개체수, 집단의 크기, 세대수, 교배율, 돌연변이율이 있다. 집단의 크기와 세대수의 경우, 기준이 되는 값이 정해진 것이 아니라 교배율, 돌연변이율과 함께 실험을 통한 경험적인 값을 사용하게 되므로 대안별로 충분히 고려하여 모형의 최적 파라미터를 선정하였다. 그리고 선택방식은 비선형 순위에 의한 확률적 균등 표본방식을 사용하였고, 불연속 재조합법으로 지정하였다.

또한, 집단 내 개체의 적합도 함수는 신경망의 목적함수인 평균 지승오차 함수( $F$ )를 사용하여 오차를 최소화 하는 방향으로 탐색을 수행하였다.

$$F = \frac{(t_j - a_j)^2}{2} \quad (4)$$

여기서,  $t_j$ :  $j$  뉴런의 목적 값

$a_j$ :  $j$  뉴런의 출력 값

### 5.2.2 신경망 이론의 매개변수 결정

신경망 이론의 입력 값과 출력 값은 교통조건인 교통량, 도로 기하구조 요소의 차로수 변화차이, 교통상충 등의 자료 모두 정수 값이다. 그러나 본 모형에서 사용한 신경망의 출력함수는 출력 값이 0과 1사이의 값으로 주어지는 선형전달함수이기 때문에 입력자료의 적절한 정규화 과정이 필요하다. 즉, 입력 값이 너무 크면 입력노드의 출력 값이 과부하 됨으로써 신경망이 제대로 학습할 수 없기 때문에 입력자료의 정규화 과정을 거쳐야 한다. 또한 학습률은 학습에 있어 크게 영향을 미치는 값으로서 값이 너무 크면 모형이 전역 최소점에 도달하지 못하고, 지역 최소점에 빠지는 경우가 생길 수 있다. 반대로 학습계수가 너무 작게 되면 학습시간이 길어지는 단점이 있으므로 적절한 학습계수를 찾아야 한다.

### 5.2.2.1 모형별 학습대안 구성

기존 연구에서 학습계수는 0.5~0.9 사이에서 결정하고 있고, 모멘텀 값 역시 0.5, 0.7, 0.9가 많이 사용되고 있으나 본 연구에 적합한 구체적인 기준을 정하기 위해 다음과 같이 신경망의 학습대안을 구성하였다. 첫째, 최적모형 선정을 위한 대안설정은 신경망의 매개변수인 학습계수, 모멘텀 계수에 따라 비교한다. 둘째, 신경망모형의 최적 학습계수 및 모멘텀 계수를 찾기 위해 9개 대안을 구성하고, 학습속도에 미치는 영향 및 전역 최소점 및 지역 최소점에 빠지는 가능성을 고려하여 선택하였다.

### 5.2.2.2 학습 및 오차 수렴성

그림 6은 모형의 학습 대안 1~9에 대해 학습오차를 표현한 것이다. 여기서, 학습오차는 신경망에서 사용하는 0과 1 사이 값의 정규화 과정을 통해 도출된 값으로 신경망의 출력 값과 목표 값 간의 오차를 나타낸다.

그림 6에서 모형 4, 7, 8은 반복횟수에 따른 진동학습을 보여준다. 반복횟수에 따른 오차의 수렴을 보여주는 모형은 3, 5, 6이다. 또한 모형 3, 5, 6 학습대안 중 가장 적은 학습오차를 보여준 모형 6은 초기 2,500번 학습에서 0.008로 수렴함을 보여줌으로써 다른 모형과의 학습속도에 대조를 보여준다. 따라서 최적모형의 선정을 위한 신경망의 최적 학습계수 및 모멘텀 계수는 최종적으로 0.9와 0.7로 정하였다.

### 5.2.2.3 훈련 매개변수 결정

본 연구에서는 오차 역전파 훈련 알고리즘의 성능을 개선하기 위하여 은닉층에 로그시그모이드(Log-sigmoid) 함수를 사용하고 출력층에 선형전달함수를 가진 네트워크를 구성하

표 11. 모형별 학습 및 모멘텀 계수 구성

Model	Learning rate	Momentum factor
1	0.5	0.5
2	0.7	
3	0.9	
4	0.5	0.7
5	0.7	
6	0.9	
7	0.5	0.9
8	0.7	
9	0.9	

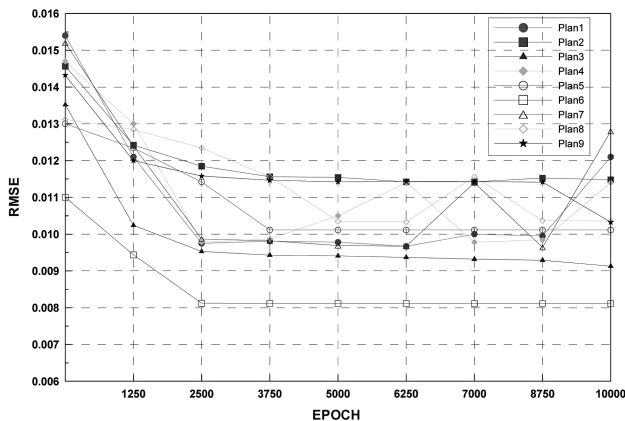


그림 6. 모형별 학습 오차변화

표 12. 훈련 매개변수 목록

Tool	Parameters	Variable	Value
ANN	Learning rate	lr	0.9
	Momentum factor	mc	0.7
	Iteration No	epochs	10,000
	Terminate goal	goal	0.00001
GA	Generation gap	ggap	0.8
	Insertion rate	insr	0.9
	Crossover rate	xvor	1
	Selective pressure	sp	2
	Mutation rate	mutr	0.15
	Migratation rate	migr	0.2
	Terminate value	termexact	0.00001

여 은닉층의 연결강도와 편차를 얻기 위하여 층의 입력공간을 교차하여 각 Neuron의 활동영역을 균등하게 분할하기 위해 모멘트와 적응 학습속도를 이용하였다. 또한, 본 연구에서 사용된 학습률과 모멘텀 계수 등의 훈련 매개변수는 표 12와 같다.

### 5.3 GANN에 의한 신호교차로 위험도 예측모형 개발 및 검증

신호교차로의 교통조건, 도로 기하구조 요소, 교차로의 교통상층의 결과를 입·출력 패턴으로 간주하여 대상지점의 위험도를 예측하였으며, 선별된 모형에 대한 타당성 및 적합성을 파악하기 위하여 모형의 결과 값에 대한 통계적 오차 분석을 표 13과 같이 실시하였다. 일련의 과정을 거쳐 얻어진 각 모형들에 대한 분석기준은 수치적 기준 및 도식적 기준을 적용하였다. 즉, 수치적인 기준으로는 결정계수 및 평균제곱오차의 제곱근인 평균제곱근오차를 고려하여 분석하였고, 이를 근거로 모형을 선별하였다. 또한 도식적인 기준으로 훈련과 검증과정에 대한 실측 값과 모의 값의 산포도를 그림 7, 그림 8과 같이 도시하였다. 표 13은 GANN에 의한 신호교차로 21개 대상지점 중 가장 우수한 학습결과를 보여준 법원사거리 신호교차로 위험도 예측능력을 평가한 결과이다.

모형 구성의 경우 입력층의 수는 2개로 하였고, 입력층 노드수  $n$ 에 의한 은닉층의 노드수를  $n-3n$ 개까지 변화를 부여하였으며, 출력층의 노드수는 1개로 구성하였다. 학습결과

표 13. 법원사거리 신호교차로 통계분석 결과

Model	Configuration of Model network			Error					
	Input Layer	Hidden Layer	Output Layer	$R^2$			RMSE		
				Tra	Cal	Ver	Tra	Cal	Ver
NO.1	2(N)	2(N)	1	0.974	0.952	0.931	7.883	10.23	11.48
NO.2		3(N+1)		0.976	0.959	0.932	7.712	10.11	11.34
NO.3		4(N+2)		0.976	0.958	0.933	7.601	10.09	11.29
NO.4		5(N+3)		0.978	0.957	0.934	7.517	10.00	11.12
NO.5		6(N+4)		0.975	0.959	0.931	6.725	9.449	11.07

주) Tra: Training, Cal: Calibration, Ver: Verification을 의미



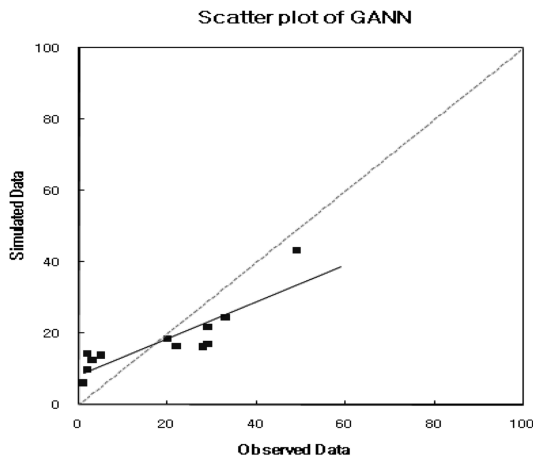


그림 7. 모형의 검증에 대한 실측값과 모의값 간의 산포도

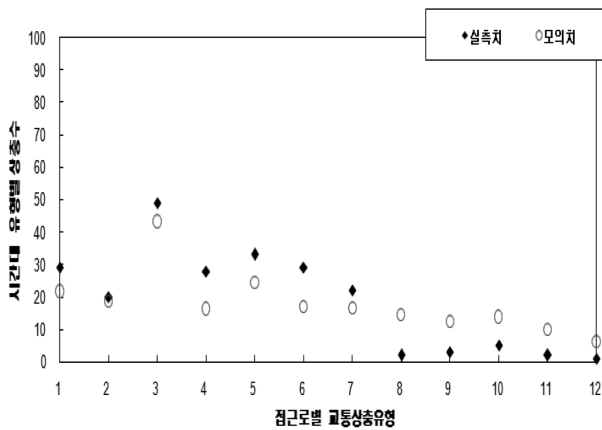


그림 8. 모형의 검증에 대한 실측값과 모의값 간의 도시

표 14. 교통사고 실측값과 GANN 결합모형의 예측값 간의 비교

교차로 번호	교통사고 실측값 (2006년)	GANN 결합모형의 교통사고 예측값
1	8.00	14.71
2	22.00	27.04
3	10.00	14.91
4	4.00	8.22
5	27.00	24.32
6	27.00	24.16
7	17.00	13.53
8	16.00	17.61
9	11.00	19.16
10	7.00	8.32
11	23.00	22.25
12	11.00	13.54
13	6.00	12.84
14	8.00	11.13
15	26.00	24.93
16	17.00	18.31
17	23.00	22.41
18	19.00	18.32
19	18.00	21.29
20	16.00	19.23
21	19.00	14.78

에 나타난 구성별 모형 중 GANN(2,5,1)이 대체로 결정계수가 높은 예측력을 보여주고 있으며, 모형의 모의 이후 각 모델에서 발생된 전반적인 결과는 은닉층의 처리소자의 개수 증가에 따라 상관성은 대다수 유사한 결과 값을 보여주었다.

모형의 위험도 예측 결과, 훈련과정의 결정계수는 0.974~0.978의 범위로 전반적으로 우수한 결과를 보여였으며, 모형의 검증과정 역시, 결정계수는 0.952~0.959의 범위로 대체로 만족할 만한 결과를 나타내어 훈련과정에서 구해진 매개변수가 다른 기간에도 잘 적용됨을 확인하였다. 한편, 검증결과를 확인하고자 2004년부터 2005년까지 훈련 및 보정을 통해 얻게 된 매개변수를 가지고 2006년 시킴으로써 입력변수와 종속변수의 자료를 설정하여 모의시켜 학습오차 및 모형의 예측능력 정도를 파악하였다. 모형의 위험도 예측결과, 검증과정 역시 결정계수는 0.931~0.934의 범위로 대부분 우수한 예측능력을 보였다. 표 14는 2006년 교통상충 실측값과 GANN 결합모형에 의한 교통상충 모의값 간의 결과를 나타낸 것이다.

### 6. 교통사고 실측값과 GANN 결합모형 예측값 간의 비교·분석

본 연구는 교통사고 실측값과 GANN 결합모형에 의해 얻어진 교통사고 예측값 간의 비교·분석을 실시하였다. 사용된 자료는 2006년의 21개 신호교차로의 교통사고 실측값과 GANN 결합모형에 의한 교통사고 예측값이다. GANN 결합모형에 의한 교통사고 예측값은 4장에서 제시한 GANN 결합모형을 이용하여 교통상충수를 예측하고 예측된 교통상충수를 이용하여 위 식 (1)에서 제시된 선형회귀모형을 통해 교통사고를 예측하였다. 이 때 교통사고 실측값과 GANN 결합모형에 의한 예측값 간의 상관계수는 0.8773로 도출되어 모형의 적합도와 신뢰도가 우수한 것으로 나타났으며 GANN 결합모형의 도식적인 평가는 그림 9와 같다.

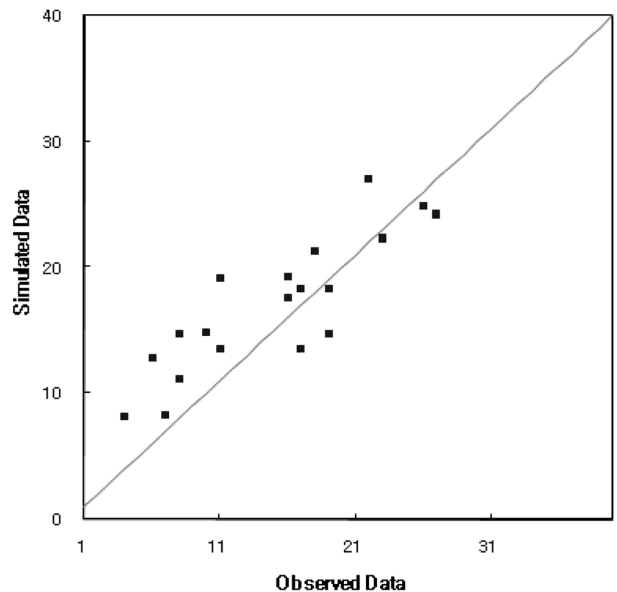


그림 9. 교통사고 실측값과 GANN 결합모형 간의 산포도

## 7. 결론 및 향후 연구과제

### 7.1 결 론

본 연구는 인공지능 분야와 최적화 분야에서 연구가 활발히 진행되고 있는 유전자 알고리즘과 인공 신경망 이론을 도입하여 신호교차로 위험도 예측모형을 구축하였다.

1. 신호교차로 교통사고와 교통상충 간의 순위상관관계 분석을 실시하여 교통사고 순위와 교통상충 순위가 통계적으로 유의함을 확인하였다. 이는 교통상충이 신호교차로 위험도 변수로 사용될 수 있음에 따라, 교통상충이 설명변수, 교통사고가 종속변수인 선형회귀모형을 개발하였다.
2. 교통량과 도로 기하구조 요소를 모형의 설명변수로 선정하고, 교통상충을 종속변수로 하여 신호교차로 위험도를 예측할 수 있는 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합모형을 구축하였다.
3. 교통사고 실측값, 유전자 알고리즘과 신경망모형 이론의 결합모형에 의한 교통사고 예측값을 평균제곱근오차 방법으로 적합성 분석을 실시한 결과, 모형의 신뢰도와 정확도가 우수한 것으로 나타났다.

결론적으로, 향후 본 연구를 통해 개발된 교통사고위험도 예측모형을 신호교차로 교통안전정책 수립과 교통안전개선사업에 사용할 경우, 전반적으로 교통안전관련사업의 비용/효율성을 극대화할 수 있을 것으로 기대된다.

### 7.2 향후 연구과제

연구 수행과정에서 있어서의 한계점과 향후 연구과제에 대하여 정리하면 다음과 같다.

1. 다수의 신호교차로 대상지점에서 다년간의 교통사고자료를 이용하여 모형의 객관적인 예측능력을 재확인할 필요가 있다.
2. 본 연구는 위험도 예측모형에 인적요인을 포함시키지 못하는 문제 등의 이유로 발생된 교통사고 모형의 설명력이 상대적으로 부족하다고 판단되는 바, 향후 연구를 통해 모형의 설명력을 높일 수 있도록 해야 할 것이다.
3. 또한, 교통사고 발생 시 정확한 사고자료 수집을 토대로 보다 체계적인 교통사고 자료 구축방안이 마련된다면 정확하고 다양한 요인들을 반영한 신호교차로 위험도 예측 모형의 구축이 가능할 것으로 판단된다.

## 참고문헌

강승규, 박해찬(1999) 상충분석에 의한 사고 잦은 교차로 선정에 관한 연구, 석사학위논문, 계명대학교.

경찰청(2007) 교통사고통계.

- 김원철, 최재원, 김성호, 장명순(2004) 퍼지뉴럴네트워크를 이용한 상충데이터 정제기법 연구, 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제24권 제6호, pp. 839-844.
- 도철웅, 하태준, 김현상(1998) 신호교차로 교통상충 측정방법의 개발과 평가, 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제19권, 제 III-3호, pp. 9-15.
- 손정아(2001) 유전자 알고리즘을 이용한 신경망의 모형선택, 석사학위논문, 대구카톨릭대학교.
- 오주택, 성낙문, 하오근(2005) 국도변 신호교차로 안전성 향상을 위한 사고예측모형개발, 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제25권 제1D호, pp. 9-15.
- 원동욱(2006) 교통상충기법(TCT)을 이용한 신호교차로 사고위험도 예측에 관한 연구, 석사학위논문, 명지대학교 대학원.
- 이수범, 강인숙(1999) 상충기법을 이용한 교차로 안전진단에 관한 연구, 대한교통학회지, 대한교통학회, 제17권 제4호, pp. 9-17.
- 이승준(1999) 유전자 알고리즘을 이용한 다중회귀 모형의 설명변수 선택, 석사학위논문, 연세대학교.
- 하태준, 김진현(1998) 신호교차로 교통상충 측정방법의 적용성 평가, 교통안전연구논집, 도로교통안전협회 교통과학연구원, 제17권, pp. 1-15.
- 하태준, 김현상(1996) 신호교차로 교통사고 요인분석과 그 대응책에 관한 연구, 도로교통공단.
- 하태준, 강정규, 박제진(2001) 신호교차로 교통사고 예측모형의 개발 및 적용, 대한교통학회지, 대한교통학회, 제19권 제6호, pp. 207-218.
- 하태준, 박제진, 박형규, 박찬모(2002) 교차로 교통상충기준 개발 및 평가에 관한 연구. 대한교통학회지, 대한교통학회, 제20권 제2호, pp. 105-115.
- Barbaresso, J.C. and Gaberty, II, M. (1987) *A Case Study of the Accident Impacts of Flashing Signal Operations Along Roadways*. ITE Journal Vol. 57, No. 7. pp. 27-28.
- Brian L. Allen, B. Tom Shin, Peter J. Cooper (1978) *Analysis of Traffic Conflicts and Collisions*, TRR 667.
- Christer Hyden (1987) *The Development of a Method for Traffic Safety Evaluation*, Lund Institute of Technology.
- Ezra Hauer, Jerry C.N, and Jane Lovell (1988) *Estimation of Safety at Signalized Intersections*, Transportation Research Record 1185.
- Glauz W. D., Bauer J. M., D. J. Migletz. (1985) *Expected Traffic Conflict Rates and Their Use in Predicting Accidents*, TRR 1026.
- Paker, M. R. and Zegeer C. V. (1988) *Traffic Conflict Techniques for Safety and Operations : Engineer's Guide*, FHWA.
- Person, David (2003) *Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms*, Springer Verlay New York inc.
- The Math Works Inc. (1995) *Signal Processing Neural Network Toolbox for use with MATLAB*.
- Wolfram Schiffmann, Klaus Mecklenburg (1990) *Genetic Generation of Backpropagation Trained Neural Network*, Elsevier Science Publishers.

(접수일: 2010.5.17/심사일: 2010.5.25/심사완료일: 2010.5.25)