

■ 論 文 ■

인공신경망을 적용한 신호교차로 교통사고심각도 예측에 관한 연구

A Study to Predict the Traffic Accident Severity Level Applying Neural Network
at the Signalized Intersections

최 재 원

(대한주택공사 강원지역본부 공사부)

조 준 한

(한양대학교 교통공학과 박사과정)

김 성 호

(한양대학교 교통시스템공학과 부교수)

김 원 철

(한양대학교 첨단도로연구센터 연구원)

목 차

- I. 서론
 - II. 선행 연구 및 이론 고찰
 - 1. 선행 연구 고찰
 - 2. 이론 고찰
 - III. 자료수집 및 분석
 - 1. 자료 수집 대상지역
 - 2. 자료 수집 방법
 - 3. 자료 분석
 - IV. 사고심각도 예측모형 개발 및 검증
 - 1. 사고심각도 영향변수
 - 2. 신경망 사고심각도 예측모형개발
 - 3. 모형 검증
 - V. 사고심각도 예측모형을 적용한 교차로 위험우선순위 결정
 - 1. 사고심각도 예측모형을 적용한 상층 예측사고심각도 결정
 - 2. 상층 예측 사고심각도를 고려한 교차로위험 우선순위 결정
 - VI. 결론 및 향후연구과제
- 참고문헌

Key Words : 교통사고심각도, TA값, 마찰계수, 다중회귀 사고심각도 예측모형, 신경망 사고심각도 예측모형, 교차로 위험우선순위

요 약

교차로 안전성 진단과 관련된 기존의 연구는 교차로 상에서 발생한 사고 자료에 기초하여 교차로 기하구조 요소, 교통량 및 신호운영방법 등과 관련된 요인을 변수로 사용하여 교통사고건수 예측모형 개발에 관한 연구가 대부분이다. 그러나, 분석하고자 하는 대상 교차로의 사고건수 예측모형을 개발하기 위해 필요한 교통사고 자료의 경우 단 기일에 걸쳐 획득되지 않으며 몇 년간의 사고 자료를 요구할 수도 있다. 이러한 자료를 이용하더라도 사고 발생 기간동안 교차로 사고에 영향을 미치는 요인(교차로 운영방법, 기하구조 등)이 변화될 수도 있다는 문제점을 지닌다. 이와 같은 이유로 교차로 안전성을 진단하는데 있어 기존 교통사고 자료는 언제나 절대적인 자료가 될 수 없다. 이에 대한 보완책으로, 3일에서 5일정도의 조사 자료만으로도 안전성 진단이 가능한 상층자료를 이용하여 교차로 안전성 진단을 할 수 있다.

본 연구는 기존사고 자료를 이용하여 사고 발생에 기인하는 여러 변수들을 교통사고심각도와와의 상관관계를 분석하고, 상관관계가 높은 변수를 이용하여 신경망 사고심각도 예측모형을 개발하였으며, 모형 검증을 위해 다중회귀 사고심각도 예측모형을 개발하여 비교·평가한 결과 신경망 사고심각도 예측모형의 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 현장에서 조사된 상층자료를 신경망 사고심각도 예측모형에 적용하여 상층이 사고로 연결 될 경우 사고심각도를 예측하였으며, 예측된 사고심각도에 가중치를 부여하여 대상 교차로 위험우선순위를 결정한 결과 사고비용에 기초한 위험우선순위 결정법과 같은 순위의 결과를 도출하였다.

본 연구는 한국 과학재단의 연구비 지원으로(연구 번호: R01-2003-10764-0) 수행되었음에 감사 드립니다.

I. 서론

1993년에 발표된 국외 교통사고는 호주의 경우 1.6%, 영국 1.7%, 미국 1.5%의 경제적 손실(GDP 대비)을 초래하였다. 우리나라의 경우 GDP 2.7%가 교통사고로 기인된 것으로 2000년 통계자료에 보고된 바 있다. 이와 같이 교통사고가 국가 경제에 미치는 영향은 실로 막대하며, 대부분의 교통사고가 교차로에서 발생하는 것을 2001년 보고된 통계자료(전체 교통사고 중 교차로 21% 발생, 52,027건)로 재확인할 수 있고, 이에 대한 대책인 교차로 안전성 진단의 실용화는 절실히 요구되는 시책중 하나이다.

교차로 안전성 진단과 관련한 선행 연구는 교차로 상에서 발생한 사고 자료에 기초하여 교차로 기하구조, 교통량 및 신호운영방법 등의 요소를 변수로 교통사고 건수 예측모형 개발에 관한 연구가 대부분이며, 사고심각도와 관련된 연구의 성과는 부족한 실정이다.

이와 같은 배경에 기초하여, 본 연구는 사고심각도 모형 개발에 사고기록자료(Historical Data)를 이용하여 사고 발생에 기인하는 여러 요인들과 사고심각도와의 상관관계를 분석하였으며, 여기서 상관관계가 높은 요인을 추출하여 신경망이론상에 적용하므로 사고심각도 예측모형을 구축하였다.

본 연구는 교차로의 안전성을 향상시키기 위한 투자 우선순위를 결정하고자 할 때 교차로의 사고기록자료가 부족할 경우 대상 교차로 상에 발생하는 상충자료를 제안된 모형에 적용함으로써 상충이 사고로 이어질 경우 발생할 수 있는 사고심각도를 예측할 수 있으며, 이를 기초해서 교차로 투자우선순위 의사결정 지원수단으로 활용될 수 있다.

II. 선행 연구 및 이론 고찰

1. 선행 연구 고찰

본 연구와 관련된 교차로 안전성 진단에 관한 기존 선행 연구를 살펴보면 Nabeel K. Salman(2001)은 "교통상충기법(Traffic Conflict Technique)을 이용한 비신호 3지교차로 안전성 평가에 관한 연구"를 수행하여, 교차로 위험순위를 결정하기 위한 방법으로 기존 사고자료와 각 방향 이동류 간에 발생하는 상충 유형에 기초한 위험지수(Risk Index)를 개발하였다. 사고와

상충 관계를 다중회귀분석을 수행한 결과 교통상충의 수가 증가하면 교통사고의 수 또한 증가하는 선형관계가 있음을 보였다. Hassan(2001)은 신호 교차로상에서 사고발생시 운전자 부상 심각도를 예측하기 위하여 MLP (Multi-layer Perception)와 Fuzzy ART (Adaptive Resonance Theory) 두 가지 신경망 이론을 적용하여 운전자적 특성, 도로 환경적 특성, 차량적 특성을 고려한 운전자 부상 심각도를 예측하였으며, 두 신경망모형 중 MLP의 예측력(60.4%)이 Fuzzy ART의 예측력(58.1%)보다 우수한 것으로 나타났다.

국내 선행 연구를 살펴보면, 이수범(1999)은 스웨덴의 상충분석기법을 기반으로 국내에 적용할 수 있도록 상충의 속도-TA(Time to Accident) 그래프 분포가 Negative exponential의 형태를 갖는 TA_{min} 모형을 개발하여 상충심각도에 따라 4개 존으로 분류하여 위험우선순위를 평가할 수 있는 방법을 제시하였고, 하대준(2001)은 광주광역시 4지 신호교차로 73개소에서 발생한 교통사고자료에 기초한 단순통계분석, 상충점 분석, 사고유형분석, 교차분석을 수행하여 사고유형을 종속변수로, 방향별 접근 교통량을 독립변수로 갖는 다중회귀분석을 통한 교통사고 예측모형을 개발하였다.

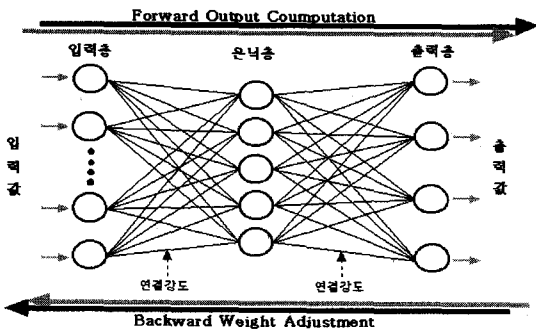
김원철(2000)은 교통상충기법에 사용되는 상충자료 수집시 조사원 개개인의 특성과 인지 정도에 따라 발생하는 오차를 최소화하는 방안에 대한 연구를 수행하였다. 이를 위해 퍼지추론이론을 기존 교통상충모형에 적용하여 새로운 교통상충모형을 개발하였으며, 사례연구를 실시한 결과 조사된 상충데이터가 합리적으로 정제되고 그 분산 영역이 전체적으로 약 53%정도 감소되는 것을 확인하였으며, 기존 교통상충모형에 비하여 정도가 약 2배정도 향상되었음을 전환계수(conversion factor)의 비교를 통해 확인하였다.

2. 이론 고찰

1) 인공신경망 이론

신경망모형은 경험에 의해 학습하고, 학습을 통해 결과를 도출한다. 결과 도출 과정에서 일반모형처럼 입력값을 제시하면 파라미터와 변수들과의 출력값이 아닌 신경망 모형안의 유니트, 연결강도와와 상호 작용을 통하여 입력값에 대한 적절한 출력값이 형성되는 이론이다.

신경망 학습방법으로 추구하고자 하는 값을 제시하는 감독학습 방법과 그렇지 않은 무감독 학습방법이 있



〈그림 1〉 다층 역전파 신경망 구조

다. 본 연구는 교통사고심각도 예측모형을 개발하기 위하여 사고자료 값을 신경망의 목적패턴으로 제시할 수 있는 감독학습 방법이 적절하며, 단층 신경망이 가진 문제점을 고려하여 목적 패턴을 제대로 학습 시킬수 있는 다층 신경망 모형의 적용이 필요하다. 이러한 두 가지 조건을 모두 만족시킬 수 있는 신경망 학습방법으로 다층의 구조와 최급하강법의 원리를 적용하여 출력패턴의 오차를 줄여 목적 패턴이 제시하는 값을 산출할 수 있도록 설계된 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)을 사용하였다.

2) 회귀 분석

회귀분석은 변수들 간의 함수관계를 분석하고 모형화하는 통계적 기법으로 독립 변수 X_i 의 개수에 따라 식(1)과 같이 독립 변수가 하나인 단순회귀모형(Simple Regression)과 식(2)와 같은 독립변수가 두 개 이상인 다중회귀모형(Multiple Regression)으로 구분된다.

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + e \tag{1}$$

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + e \tag{2}$$

여기서,

Y : 종속 변수

X : 독립 변수

α : 회귀식의 상수

β : 회귀 계수

e : 실제 관측값과 회귀식 예측값과의 오차

3) 위험지점 선정기법

안전개선을 위한 연구 대상 위험지점 선정에 있어 사고 자료분석에 기초한 것이 일반적이다. 사고 자료에

기초한 위험지점 선정을 위해 일반적으로 많이 사용되는 기법으로 최소사고건수보다 사고건수가 많은 장소를 위험도가 높다고 판정하는 사고건수법 (Number of Accidents Method)과 교차로 100만대(MEV)당 사고 또는 1억대·km 당 사고를 비교해서 평균값보다 큰 곳을 '사고 많은 장소'로 선정하는 사고율법 (Accident Rate Method)이 있다.

III. 자료수집 및 분석

1. 자료 수집 대상지역

본 연구의 대상지로 기하구조나 차선수, 신호주기율, 교통운영 방식, 규제속도 등이 비슷한 교차로로 구성된 진주시 백제로 축상에 위치한 7지점의 신호교차로를 분석대상 교차로로 선정하였다.



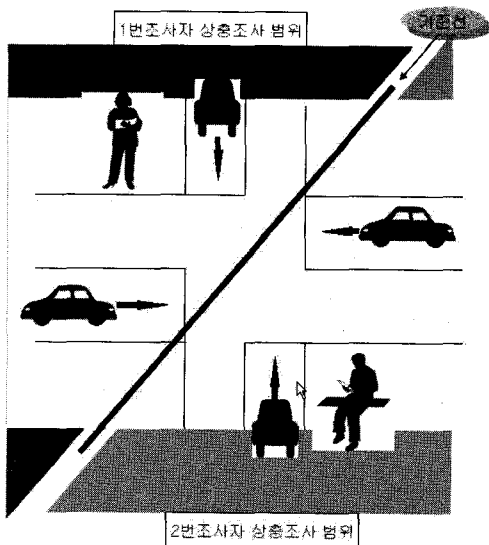
〈그림 2〉 연구대상 지역 및 교차로

2. 자료 수집 방법

대상지역에 대한 사고자료는 1999년과 2000년 2년 동안 발생한 사고자료이며, 이는 도로교통안전협회의 도움을 얻어 획득하였다. 상충자료는 조사원들이 대상 교차로에서 상충이 발생하는 차량들간의 거리와 속도를 직접 조사하였으며, 상충 조사를 위한 조사원 배치 및 인원 정보는 〈그림 3〉을 통해 나타내었다.

3. 자료 분석

현장에서 조사된 상충자료는 총 88건으로 상충가해



(그림 3) 현장 상충자료 수집방법

대상별, 상충위치별, 상충유형별로 나누어 단순분석 하였다. 상충가해대상은 승용차가 전체 상충의 75%로 가장 높은 비중을 차지하였으며, 상충위치는 접근부가 전체 상충의 31%, 상충유형으로는 측면상충이 전체 상충의 49%로 각각 가장 높은 비중을 차지하고 있는 것으로 분석되었다.

사고자료의 경우, 2년간 대상교차로에서 발생한 사고건수는 총 337건으로, 사고가해대상은 승용차가 전체 사고건수의 71%, 운전자 연령별은 20대(38%)와 30대(31%)가 전체 사고건수의 69%를 차지하는 것으로 나타났다. 사고위치는 교차지역이 전체 사고건수의 42%, 사고유형은 후미사고가 전체 사고건수의 35%를 차지하는 것으로 각각 분석되었다.

IV. 사고심각도 예측모형 개발 및 검증

1. 사고심각도 영향변수

본 연구는 기존 사고 자료에 기초하며, 사고심각도

설정되어 있어 차량 파손에 따른 손실보다 사람 부상 정도에 중점을 두고자 하므로 물피 사고를 제외하였으며, 차량 탑승자 및 보행자의 부상 정도와 부상자 수에 따라 <표 1>과 같이 분류하였다.

사고심각도에 영향을 미치는 변수를 결정하기 위하여 Pearson계수를 사용하여 사고심각도와 상관계수를 분석하였다. 설정된 변수는 기존 사고 자료에서 획득할 수 있는 사고발생시간, 가해대상, 피해대상, 운전자 연령, 기상상태, 도로 노면상태, 속도, 사고거리, 사고원인, 사고위치, 사고유형, TA(Time to Accident) 값, 마찰계수를 설정하였다. (단, 마찰계수 고려시 타이어 상태는 양호한 것으로 가정한다) 위에서 설정한 13개의 설명변수를 종속변수인 사고심각도와 상관관계를 분석한 결과는 <표 2>와 같다.

<표 1> 사고심각도 분류

사고심각도	분류기준
1	경상자 1명
2	경상자 2명 이상
3	중상자 1명
4	중상자 2명 이상
5	사망

2. 신경망 사고심각도 예측모형개발

신경망모형은 다층 신경망모형을 이용하여 구현하였다. 신경망의 학습을 위한 입력변수는 Pearson 상관계수를 통하여 사고심각도와 상관관계가 높은 TA값, 속도, 거리, 그리고 마찰계수를 모형의 독립변수로 선정 가능하나, TA값은 속도와 거리의 함수이므로 이들 세 변수간의 상관관계가 높은 것으로 나타났다. 설명변수간의 상관관계가 높을 경우 발생하는 다중공선성의 문제를 확인한 결과 속도, 거리, TA값을 동시에 설명변수로 투입할 경우 분산팽창인자 VIF (variance inflation factor)의 값이 10을 초과하여 다중공선성의 문제가 발생하였으며, 이러한 문제점을 해결하기 위하여 공선성 문제를 일으키는 변수 중 사고심각도와 상

<표 2> 사고심각도와 각 설명변수의 상관관계

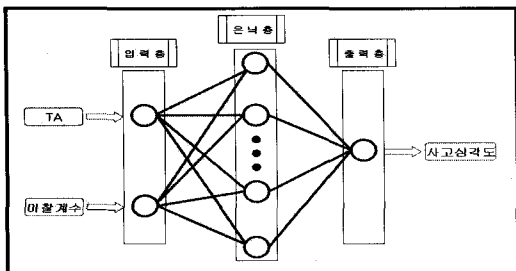
	사고심각도	속도	마찰계수	거리	TA값	발생시간	가해차량	피해차량	운전자연령	기상상태	표면상태	사고원인	사고위치	사고유형
Pearson상관계수	1.000	0.177	-0.185	-0.235	-0.531	.091	.008	-0.072	-0.016	.030	.044	-0.039	.140	.059
유의확률(양측)	.	.033	.026	.000	.000	.277	.919	.391	.847	.722	.603	.643	.092	.482

관관계가 TA값에 비해 비교적 낮은 속도와 거리 설명 변수를 제거함에 따라 다중공선성 문제를 해결하였다. 또한, 마찰계수와 상관관계가 높은 것으로 나타난 기상 상태, 표면상태 세 변수사이에도 다중공선성 문제가 발생하였으나 사고심각도와 상관관계가 낮은 기상 상태, 표면상태 설명변수를 제거함에 따라 다중공선성 문제를 만족 시킬 수 있었다. 따라서 사고심각도와 설명변수간의 상관관계 및 설명변수간 발생하는 다중공선성 문제를 고려한 결과 최종 설명변수로 TA값과 마찰계수로 결정하였다.

다층 신경망모형은 입력자료에 대하여 은닉층 수, 은닉층 유니트 수, 전이함수 형태, 학습반복 횟수, 초기연결강도, 학습계수 등 네트워크 구조를 어떻게 설정 하느냐에 따라 달라진다. 참고 문헌에 의하면 은닉층 수와 은닉층에 포함된 유니트 수가 많으면 신경망 최적화를 위한 수렴시간이 많이 소요되며, 본 연구에서 추구하는 신경망의 경우 입력 유니트 뉴런이 2개(TA, 마찰계수)로 비교적 간단한 구조의 신경망인 점을 고려하여 은닉층의 수를 1개로 고정하고 은닉층 유니트 수의 경우 입력 유니트 수의 2배, 3배, 4배일 때의 학습패턴을 보기 위하여 대안으로 선정하였다. 또한, 신경망 수렴과 관련한 학습계수와 지역극소점 문제를 고려할 수 있는 모멘텀 계수의 경우 일정하게 정해진 값이 없으므로 이종필(2001)의 선행연구를 참조하여 각각 0.5, 0.7, 0.9로 선정하였다. 신경망의 학습에서 학습 반복횟수의 경우 많으면 많을수록 오차가 줄어들지만 본 개발 모형은 학습횟수 50,000번 주위에서 더 이상 학습이 되지 않는 것을 확인하고 학습횟수를 50,000 번으로 고정하였다. 신경망 구조는 <그림 4>와 같다.

본 모형에서는 신경망 학습방법으로 감독학습의 하나로 넓은 응용력과 높은 일반화 능력에 기인하는 역전파 알고리즘을 사용하였다.

따라서 본 연구의 TA값과 마찰계수를 효율적으로



<그림 4> 사고심각도 예측을 위한 신경망 구조

<표 3> 학습대안 및 각 대안별 학습 Error

예측 대상	입력층 unit 수	은닉층 수	반복 횟수	은닉층 unit 수	α 학습 계수	β 모멘텀 계수	학습 Error (RMSE)	
사 고 심 각 도	2	1	50,000	4	0.5	0.5	4.5322	
						0.7	3.9138	
						0.9	4.0599	
					0.7	0.5	3.9064	
						0.7	4.1032	
						0.9	5.1457	
					0.9	0.5	4.6365	
						0.7	4.8287	
						0.9	5.3570	
					6	0.5	0.5	4.3167
							0.7	3.8368
							0.9	4.9554
				0.7		0.5	4.8339	
						0.7	4.0429	
						0.9	5.1399	
				0.9		0.5	3.9579	
						0.7	4.9773	
						0.9	6.8781	
				8		0.5	0.5	4.1875
							0.7	4.9652
							0.9	4.7675
					0.7	0.5	3.5385	
						0.7	4.9694	
						0.9	5.1380	
0.9	0.5	4.8256						
	0.7	4.9026						
	0.9	4.9506						

<표 4> 신경망 사고심각도 예측모형 최적 학습대안

신경망 모형	입력 units	은닉층 수	은닉층 unit 수	학습 계수 (α)	모멘텀 계수 (β)	학습 횟수
	2	1	8	0.7	0.5	50,000

학습시키기 위한 신경망 학습대안은 <표 3>과 같이 설정하였다.

각 학습대안에 따른 신경망 학습은 대상지역에서 발생한 사고 자료 중 최종적으로 정제된 145건의 사고를 기준으로, 100건의 사고자료는 신경망 학습을 위하여 이용하고 나머지 45건은 신경망모형 검증을 위한 자료로 활용하였다.

본 연구에서 제시된 신경망 학습 대안 중 학습이 완료되었을 때의 오차가 가장 작은 값으로 학습된 신경망을 최종 모형으로 결정하였다.

분석결과 은닉층 unit 수, 학습계수, 모멘텀 계수에 따른 각 대안 중 최적 학습 대안은 <표 4>와 같다.

3. 모형 검증

신경망 모형을 평가하기 위하여 다중회귀 사고심각도 예측모형을 개발하였으며, 두 예측모형을 평가하기 위해 실제 사고심각도와 모형에 의해 예측된 값의 오차를 산출하는 통계량을 사용하여 상호 비교·검토 과정을 거쳐 모형의 적절성을 평가하였다.

1) 다중회귀 사고심각도 예측모형개발

다중회귀 사고심각도 예측모형을 개발하기 위하여 상관관계가 높은 독립변수부터 차례대로 분석에 투입하는 방법인 단계적 변수 투입법(Stepwise Method)을 이용하여 구축하였다. 다중회귀 사고심각도 예측모형을 구성하는 독립변수의 경우 사고심각도와외의 상관관계 및 설명변수 사이에 발생하는 다중공선성 문제를 고려한 결과 TA값과 마찰계수 두 설명변수를 적용할 경우 다중회귀식의 기본 가정 및 다중공선성 문제를 만족하는 것으로 나타났다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_m + \beta_2 X_f \tag{3}$$

여기서,

Y: 사고심각도

X_m : TA(Time to Accident)

X_f : 마찰계수

다중회귀모형을 분석한 결과는 <표 5>와 같다.

따라서 다중회귀 사고심각도 예측모형은

$$Y = 8.265 - 3.139X_m - 5.6X_f \tag{4}$$

<표 5> 다중회귀 사고심각도 예측모형의 설정

모수	다중회귀모형			
	추정치	T값	VIF	유의확률
β_0	8.265	9.150		.000
β_1	-3.139	-8.955	1.058	.000
β_2	-5.600	-4.824	1.058	.000
F	44.026			.000
R^2	.383			
adj- R^2	.374			
Durbin-Watson	1.513			

<표 6> 다중회귀 및 신경망모형 예측 결과

사고번호	실제사고 심각도	다중회귀모형 예측값	신경망모형 예측값
1	2	3	2
2	2	2	3
3	3	3	3
4	3	3	2
5	3	3	3
6	3	3	3
7	3	3	3
8	3	3	3
9	3	3	3
10	4	3	3
11	4	3	3
12	5	3	4
13	1	2	1
14	1	2	1
15	1	3	2
16	1	2	1
17	3	3	3
18	3	3	3
19	3	3	3
20	3	2	2
21	3	2	3
22	3	2	3
23	3	2	2
24	3	4	3
25	3	3	3
26	3	3	3
27	4	5	5
28	4	3	4
29	4	3	3
30	1	2	1
31	1	1	1
32	1	1	1
33	2	2	3
34	2	2	1
35	3	3	3
36	3	3	3
37	3	3	3
38	3	3	3
39	3	3	3
40	3	3	3
41	3	2	2
42	3	4	3
43	4	3	3
44	4	3	4
45	4	5	5

으로 나타났으며, ANOVA 분석을 통한 F값이 44.026이며 유의도가 0.000이므로 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 분산팽창인자 VIF는 각각 1.058배에 불과하므로 각 회귀계수는 다중공선성 문제가 발생하지 않음을 알 수 있다. Durbin-Watson 통계량 1.513값을 통해 잔차항의 독립성을 확인할 수 있으며, 잔차의 정규성·정규분포·등분산성에 대한 가정 또한 모두 만족하는 것으로 나타났다.

2) 모형의 평가

다중회귀 사고심각도 예측모형과 신경망 사고심각도 예측모형의 평가를 위해 이용된 자료는 정제된 145건의 교통사고 자료 중 모형설정에 이용된 100건의 사고 자료를 제외한 45건의 사고심각도 자료에 대한 예측을 수행하였다. 실제 사고심각도와 각 모형의 예측결과는 <표 6>과 같다.

두 예측모형에 의해 산출된 예측값을 대상으로 통계적 분석을 한 결과는 <표 7>과 같다. 사고심각도 예측 결과 신경망 사고심각도 예측모형이 MARE, MAE, RMSE, %RMSE, R²의 값이 다중회귀 사고심각도 예측모형에 비하여 우수한 것으로 나타났다.

<표 7> 통계적 분석 결과

모형	MARE	MAE	RMSE	%RMSE	R ²
다중회귀모형	0.25	0.53	0.79	0.28	0.33
신경망모형	0.12	0.33	0.58	0.20	0.65

V. 사고심각도 예측모형을 적용한 교차로 위험 우선순위 결정

본 연구의 대상교차로는 사고이력 자료에 기초하여 기존의 사고건수법 및 사고율법에 의하여 교차로 위험 우선순위를 결정할 수 있다. 본 연구는 상충이 사고로 연결될 경우의 사고심각도 예측을 통한 위험순위 결정 방법의 타당성을 검증 받기 위한 방안으로 사고건수법, 사고율법 및 사고비용법에 기초한 교차로 위험우선순위가 결정될 수 있는 대상교차로와의 비교를 통해 그 타당성을 검증 받고자 한다.

IV장에서 개발된 신경망 사고심각도 예측모형에 현장에서 조사된 상충자료의 TA값과 마찰계수를 제시함으로써 상충이 사고로 연결될 경우의 사고심각도(이하 '상충 예측 사고심각도'라 함)를 예측하였다. 단지 본

연구에서 사고심각도 예측모형이 물피사고를 고려하지 않았으므로 상충 예측 사고심각도는 물피사고가 없는 것으로 본다.

1. 사고심각도 예측모형을 적용한 상충예측사고심각도 결정

대상 교차로에서 조사된 상충 거리와 속도를 측정하여 TA값을 구하고, 노면상태와 속도에 따라 마찰계수를 구하여 대상 교차로 상에 발생한 상충을 사고심각도 모형에 적용함으로써 상충이 사고로 연결될 경우 얼마만큼의 사고심각도를 가질지 예측하며, 상충 예측 사고심각도에 가중치를 부여하였다. 각 대상 교차로에서 조사된 실제 상충건수와 상충 예측 사고심각도에 따른 가중치를 적용한 결과는 <표 8>과 같다.

<표 8> 대상교차로 상충 예측 사고심각도별 상충 건수 및 가중합계

대상교차로	사고심각도 예측 모형에 적용한 상충 예측 사고심각도					상충 건수	상충 예측 사고심각도 합계
	1	2	3	4	5		
사대부교	0	0	5	1	0	6	19
전북은행 본점	1	4	12	2	0	19	52
백제교	0	2	6	0	0	8	22
진북터널	0	1	22	2	0	25	76
중화산동	0	0	10	6	0	16	54
남전주 전화국	0	0	6	5	0	11	38
목화아파트	0	0	1	2	0	3	11

2. 상충 예측 사고심각도를 고려한 교차로위험 우선 순위 결정

상충 예측 사고심각도를 고려한 교차로 위험우선순위 결정법은 사고비용에 따른 위험우선순위 결정법과 우선순위결정에 있어 동일한 결과를 나타냈으며, 사고건수법 및 사고율법과도 비슷한 위험우선순위를 나타내고 있음을 <표 9>를 통해 확인할 수 있다. 기존 상충을 고려한 교차로 위험우선순위 결정법은 상충건수가 많은 교차로일수록 위험우선순위를 높게 평가 하지만, 본 연구의 상충 예측 사고심각도를 고려한 방법은 예측된 심각도에 따른 가중치를 부여함으로써 대상 교차로의 상충건수 합보다 상충 예측 사고심각도의 합이 높은 교차로 일수록 위험한 교차로로 평가된다.

〈표 9〉 각 기법별 교차로 위험우선순위 선정 결과

대상교차로	교차로 위험 우선순위 결정법				
	사고건수법	사고율법	사고비용	상충건수법	상충의 예측 사고심각도법
사대부교	5	5	6	6	6
전북은행 본점	4	2	3	2	3
백제교	6	7	5	5	5
진북터널	1	1	1	1	1
중화산동	2	4	2	3	2
남전주 전화국	3	2	4	4	4
목화아파트	7	6	7	7	7

VI. 결론 및 향후연구과제

본 연구는 기존 사고자료를 신경망이론에 적용하여 사고심각도 예측모형을 개발하였고, 개발된 모형에 현장에서 조사된 상충데이터를 적용하여 상충이 사고로 연결될 경우의 사고심각도를 예측하였다. 본 연구를 통해 도출된 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 사고심각도에 영향을 미치는 변수로 TA(Time to Accident)값과 마찰계수로 나타났으며, 이 두 변수는 비교적 높은 상관관계를 가지고 신뢰수준 0.05에서 유의한 것으로 나타났다.

2. 다중회귀 사고심각도 예측모형은 단계적 변수투입법(Stepwise Method)을 이용하여 개발하였으며, 모형의 R²값은 0.33으로 나타났다. 회귀계수의 경우 다중공선성 문제가 발생하지 않았으며, 잔차항의 독립성·정규성·등분산성에 대한 가정을 모두 만족하는 것으로 나타났다.

3. 신경망 사고심각도 예측모형은 신경망 학습을 위하여 넓은 응용력과 일반화 능력에 기인하는 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)을 사용하였으며, 본 연구에서 제시한 대안 중 최적의 학습대안은 다음과 같다.

신경망 모형	입력 units	은닉 층수	은닉층 unit 수	학습 계수 (α)	모멘텀 계수 (β)	학습 횟수
	2	1	8	0.7	0.5	50,000

4. 대상 교차로 상에서 발생한 상충을 사고심각도 예측모형에 적용하여 상충이 사고로 연결될 경우의 심각도를 예측하였고, 예측된 심각도에 따라 가중치를 부여하여 교차로 위험우선순위를 결정하였다. 그 결과 기존 위험우선순위 기법 중 사고비용에 따른 위험우선순

위 결정법과 같은 결과를 나타냈다.

본 연구의 한계 및 향후 연구과제는 다음과 같다.

1. 사고심각도 예측모형은 사고자료를 기초하여 개발되었다. 그러나 사고 자료자체에 존재하는 오차를 본 연구에서는 고려하지 않았다.

2. 사고심각도에 영향을 미치는 변수 선정과 관련하여 편경사, 종단경사, 차로수 등과 같은 도로 기하구조적 특성과 교차로 운영적 특성에 대한 고려가 필요하다.

3. 본 연구에서 고려한 신경망 학습방법인 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)이외에도 RBF(Radial-basis Function), Grossberg-Network 등 다른 신경망 학습방법에 대한 고려가 필요하다.

참고문헌

1. 김경환(1997), "교통안전공학", 태림출판사.
2. 김원철(2000), "교차로 안전진단수법에 관한 연구", 원광대학교 석사학위 논문.
3. 한중학(1997), "인공신경망을 이용한 신호교차로 대기행렬 예측모형에 관한 연구", 한양대학교 석사학위 논문.
4. 이수범·강인숙(1999), "상충기법을 이용한 교차로 안전진단에 관한 연구", 대한교통학회지, 제17권 제4호, 대한교통학회, pp.9~17.
5. 이종필(2001), "2차로 지방부 도로 속도예측을 위한 신경망 적용", 한양대학교 석사학위 논문.
6. 하태준·강정규·박제진(2001), "신호교차로 교통사고 예측모형의 개발 및 적용 (광주광역시 4-지 신호교차로를 중심으로)", 대한교통학회지, 제19권 제6호, 대한교통학회, pp.207~218.
7. 이상원(1993), "학습하는 기계 신경망", Ohm사, 한솔기획.
8. Edwards, J.(1998) "The relationship between road accident severity and recorded weather", Journal of Safety Research, Vol.29, No.4.
9. Hassan Abdelwahab and Mohamed A. abdel-Aty(2001), "Development of Artificial Neural Network Models to Predict Driver Injury Severity in Traffic Accidents at Signalized Intersections", Transportation

Research Board.

10. Karim D.M, Ieda H. and Terabe S.(2001), "Development of A Prototype GIS Application For Intersection Traffic Accident", Transportation Research Board.

11. Nabeel K. Salman And Kholoud J. Al-Maita,(2001), "Safety Evaluation at Three-Leg, Unsignalized Intersection by Traffic Conflict Technique", Transportation Research Record, 1485, pp.177~185.

✎ 주 작 성 자 : 최재원

✎ 논문투고일 : 2003. 11. 15

논문심사일 : 2004. 3. 11 (1차)

2004. 5. 13 (2차)

2004. 6. 2 (3차)

심사판정일 : 2004. 6. 2

✎ 반론접수기한 : 2004. 10. 31