

■ 論 文 ■

베이지안 신경망을 이용한 보행자 사망확률모형 개발

Development of Pedestrian Fatality Model using Bayesian-Based Neural Network

오 철
(한양대학교 교통시스템공학과
전임강사)

강 연 수
(한국교통연구원 연구위원)

김 범 일
(한국교통연구원 연구원)

목 차

- | | |
|---------------|----------|
| I. 서론 | 1. 자료 |
| II. 관련연구고찰 | 2. 모형개발 |
| III. 방법론 | 3. 모형평가 |
| 1. 로지스틱 회귀분석 | V. 결론 |
| 2. 베이지안 신경망 | VI. 참고문헌 |
| VI. 모형개발 및 평가 | |

Key Words : 보행자 안전, 보행자-차량 충돌사고, 베이지안 신경망, 로지스틱 회귀분석, 보행자 사망확률모형

요 약

본 논문에서는 보행자-차량 충돌사고 시 보행자 사망 여부를 확률적으로 예측할 수 있는 모형을 개발하였다. 베이지안 신경망을 적용하여 보행자 사망확률모형을 개발하고, 로지스틱 회귀분석 기법 기반의 모형과 예측력을 비교하였다. 본 연구를 위하여 개별 교통사고 자료를 수집하였으며, 교통사고 재현을 통해 사고 당시의 충돌속도를 추정하여 보행자 연령, 차종과 함께 모형의 독립변수로 사용하였다. 보다 정확하고 신뢰성 있는 모형개발을 위해 반복적 샘플링기법을 적용하여, 다양한 학습자료 및 테스트 자료를 구성하고 모형의 성능을 평가하였다. 본 연구를 통해 개발된 모형은 보행자 보호를 위한 첨단차량기술 개발, 제한속도의 설정 등 다양한 정책 및 관련기술의 개발을 지원하는 유용한 도구로 사용될 것으로 기대된다.

This paper develops pedestrian fatality models capable of producing the probability of pedestrian fatality in collision between vehicles and pedestrians. Probabilistic neural network (PNN) and binary logistic regression (BLR) are employed in modeling pedestrian fatality. Pedestrian age, vehicle type, and collision speed obtained from reconstructing collected accidents are used as independent variables in fatality models. One of the nice features of this study is that an iterative sampling technique is used to construct various training and test datasets for the purpose of better performance comparison. Statistical comparison considering the variation of model performances is conducted. The results show that the PNN-based fatality model outperforms the BLR-based model. The models developed in this study that allow us to predict the pedestrian fatality would be useful tools for supporting the derivation of various safety policies and technologies to enhance pedestrian safety.

본 연구는 건설교통부의 국가교통핵심기술개발사업의 일환으로 현재 수행 중인 '보행자 친화적 첨단안전차량 개발 연구(III)'의 지원을 받아 수행되었음. 연구의 내용은 저자의 의견으로 향후 변경될 수 있음.

I. 서론

보행자-차량 충돌사고는 교통안전 분야의 연구자 및 기술자들에게 주요 연구주제 중의 하나로서 그 중요성이 크게 부각되고 있다. 이는 보행자가 교통체계를 구성하는 다른 여러 가지 요소들과 비교하여 가장 손상받기 쉬운 (vulnerable) 요소로서 특별한 관심이 요구되어지기 때문이다. 이를 반영하여 많은 국가에서 충돌사고 시 보행자 보호를 위한 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다.

국내의 보행자 교통사고 관련 현황¹⁾을 살펴보면, 교통사고 사망자수는 계속해서 감소하고 있는 것으로 나타났다. 그러나 2003년 현재 보행자 사망자는 전체 교통사고 사망자 중 40%를 차지하고 있어 보행자 보호를 위한 대책 마련이 시급한 때임을 알 수 있다. 한편 보행자 사고의 주요 상해부위의 경우 머리부위가 다른 상해부위에 비해 가장 치명적인 것으로 나타났으며, 발표된 통계자료¹⁾에 의하면 차대보행자 충돌시 머리상해로 인한 사망자 수가 1,745명에 이르고 있는 것으로 분석되었다. 이는 총 보행자 사망자의 60.3%를 차지하는 높은 수치이다.

위에서 살펴본 바와 같이 치명적인 사망사고 유발 가능성이 높은 보행자-차량 충돌사고의 특성을 분석하고 대안(countermeasure)을 도출하는 작업은 교통안전분야의 연구과제로 그 중요성이 대단히 크다고 하겠다. 다양한 대안들 중 보행자 보호를 위한 첨단차량기술의 개발은 대표적인 기술적 대안이라고 할 수 있다. 주요 첨단차량기술에는 사전에 보행자를 검지하여 차량의 속도를 자동으로 조절하여 보행자와 차량의 충돌속도를 감소시키거나, 충돌 후 보행자의 상해를 감소시키기 위한 차량기술 등이 포함 된다.^{2,3,4)}

실효성 있는 첨단차량기술의 개발을 위해서는 기술적 타당성, 인명보호로 인한 편익과 개발비 등을 고려한 경제성 등 다양한 조건을 만족시키는 최적의 기술대안을 도출하는 작업이 필수적이다. 이러한 관점에서, 충돌사고 발생시 환경(충돌속도, 차량형태, 보행자 특성 등)의 변화에 따른 보행자의 사망여부를 추정할 수 있는 모형은 개발기술의 효과분석을 위한 유용한 도구가 될 수 있다. 또한, 기존연구⁵⁾에서와 같이 충돌속도와 제한속도의 상관관계를 이용하여 주거지역에서의 제한속도 설정에 따른 사망자수 감소효과의 평가에도 활용될 수 있다.

본 연구의 주 목적은 보행자 보호를 위한 기술적, 정책

적 대안의 효과를 분석하기 위한 도구로 활용될 수 있는 보행자-차량 충돌사고 시 보행자의 사망확률 예측모형을 개발하는 것이다. 이를 위해 두 가지 다른 모델링 기법을 이용하여 보행자 사망확률 모형을 개발하고, 모형의 성능을 비교·평가한다. 인공지능 기법 중의 하나인 베이지안 신경망 (PNN: Probabilistic Neural Network)과 전통적인 통계적 모델링 기법 중의 하나인 로지스틱 회귀분석(logistic Regression)을 적용하였다.

모형 개발을 위해 보행자-차량 충돌사고에 대한 세밀한 자료를 수집하였다. 또한 신뢰성 있는 모형개발을 위해 교통사고 재현 전문기관인 국립과학수사연구소와 한양대학교 사고분석센터에 의뢰하여 보다 정확한 충돌속도 자료를 추정하였다. 아울러, 수집된 자료만으로는 보다 신뢰성 있고 정확한 모형 개발 및 평가에 한계가 있는 것으로 판단되어, 반복적인 샘플링기법을 적용하여, 다양한 학습(training) 및 테스트용 데이터 (test dataset)를 생성하여 모형의 개발 및 테스트에 활용하였다.

본 논문은 5개의 장으로 구성되는데, 2장에서는 교통안전분야에서 보행자사고 관련연구 및 인공지능 기법을 적용한 사례를 고찰해 본다. 3장에서는 모형개발에 적용된 베이지안 신경망과 로지스틱 회귀분석을 소개하고, 4장에서는 본 연구에서 제안한 평가절차에 따라 개발된 모형을 제시한다. 마지막 5장에서는 연구결과를 요약하여 제시하고 향후 보다 깊이 있는 연구가 필요한 부분을 소개한다.

II. 관련 연구 고찰

보행자 충돌사고와 관련된 기존 연구를 살펴보면, 우선 Garder⁵⁾은 연평균일교통량(AADT)과 도로기하구조 등을 독립변수로 이용하여 보행자 충돌사고 건수를 예측하였다. 이 연구에 의하면, 속도가 높을수록, 그리고 도로의 폭이 넓을수록 더 많은 보행자-차량 충돌사고가 발생하는 것으로 나타났다. Davis⁶⁾는 전통적인 통계모델 방법인 로짓(logit) 모형과 프로빗(probit) 모형을 이용하여 차대 보행자 충돌시 충돌속도에 따른 보행자 상해의 심각도를 분석할 수 있는 모형을 개발하였다. 고령 보행자(60세 이상)의 상해 심각도가 어린이(0~14세)와 성인(15~69세)에 비해 더 심각한 것으로 보고하였다. 아울러, 주거지역에서의 제한속도 설정을 위해 보행자 상해 모형을 적용해본 흥미로운 연구를 수행하였다. Lefler 와 Gabler⁷⁾는 FARS(Fatality Analysis Reporting System),

GES(General Estimates System), PCDS(Pedestrian Crash Data Study) 등 세 기관의 사고 자료를 이용하여 트럭 또는 벤과 충돌한 보행자의 사망확률이 승용차와 충돌한 경우 보다 2~3배 높음을 밝혀냈다. Ballesteros et al⁸⁾ 도 차종에 따른 보행자 상해 심각도의 변화를 연구하였는데, SUV(sport utility vehicles)와 pick-up truck과 보행자가 충돌한 경우에 상해 심각도가 더 높은 것으로 보고한 바 있다. 이러한 기존 연구문헌의 결과를 정리해 보면, 충돌속도, 보행자 연령, 차종 등이 보행자 사망에 큰 영향을 줄을 알 수 있다. 한편, 국내에서는 보행자-차량충돌사고의 미시적인 분석을 통해 국내 보행자 및 차량의 특성을 반영한 보행자의 사망확률을 추정하는 연구는 수행된 바가 없다.

인공신경망은 다양한 교통문제 관련 모델링에 사용되어 왔으며, 그 유용성이 많은 연구들을 통해 입증되어 왔다. 교통안전분야에서 Mussone 등⁹⁾ 이 이탈리아 Milan의 평면교차로에서 발생한 교통사고를 분석하기 위해 FFNN(feed forward neural network)를 적용한 바 있으며, Abdelwahab and Abdel-Aty¹⁰⁾은 운전자의 부상 심각도 예측을 위해 multilayer perceptron (MLP)와 fuzzy adaptive resonance theory (ART)의 두 가지 신경망 이론을 활용하였다. 본 연구에서 보행자 사망확률을 예측하기 위해 사용된 베이지안 신경망은 지금까지 주로 첨단교통관리 및 정보시스템 분야에서 사용된 기법으로서, Baher¹¹⁾는 교통 분야에서 처음으로 베이지안 신경망 기반의 돌발상황검지 알고리즘을 개발하였다. 이후 여러 가지 형태의 연구논문^{12~14)}에서 베이지안 신경망의 교통분야 적용성을 검증한 바 있다. 그러나 베이지안 신경망을 교통사고 모델링에 적용한 연구는 현재까지 수행된 바 없다. 따라서 베이지안 신경망을 보행자 교통사고 분석에 처음으로 적용하여 타당성을 검증해 보는 본 연구의 의미는 크다고 할 수 있다.

III. 방법론

보행자의 사망 여부를 예측하는 모형은 그 산출물이 '사망' 또는 '생존'을 예측하는 일종의 binary classification problem으로 정의될 수 있는데, 본 연구에서는 '사망' 또는 '생존'을 단순한 binary 결과가 아닌 확률로서 예측할 수 있는 모형을 개발한다. 이러한 확률적 접근은 보행자 보호를 위한 다양한 정책적, 기술적 대안을 도출하는 복잡한 의사결정을 위해 보다 유용하게 사용될 수 있다.

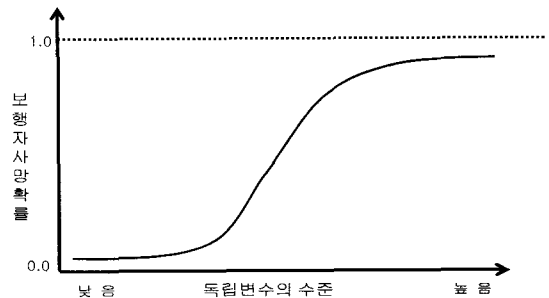
1. 로지스틱 회귀분석

로지스틱 회귀분석은 판별분석 (discriminant analysis)과 달리 종속변수가 2개의 그룹인 경우에 효과적이다. 이는 판별분석이 정규성(multivariate normality)과 등분산성(equal variance)에 대한 가정을 만족시켜야 하는데 반해, 로지스틱 회귀분석은 이러한 가정으로부터 구속되지 않기 때문이다¹⁵⁾. 본 연구에서는 binary 로지스틱 회귀분석 기법을 보행자 사망확률모형에 적용하였는데, 모형의 산출물이 0~1 사이의 값으로 보행자 사망 여부를 예측한다. 여기서, 종속변수 1은 보행자 사망확률이 1임을 뜻하게 된다.

$$P(F_i=1 | X_i) = \frac{\exp[f(X_i, \beta)]}{1 + \exp[f(X_i, \beta)]} \quad (1)$$

- 여기서 F_i : 보행자-차량 충돌사고 i의 보행자 사망 ($F_i=1$) 또는 생존($F_i=0$) 여부를 나타내는 종속변수
- X_i : 보행자 사망에 영향을 미치는 독립변수
- $f(X_i, \beta)$: X_i 와 파라미터 β 로 구성된 함수

사망확률 값은 0(생존)과 1(사망)의 범위에서 다양한 값들을 가질 수 있으나 0과 1의 범위를 벗어날 수는 없다. 로지스틱 회귀분석은 독립변수와 0과 1사이의 종속변수의 관계가 <그림 1>에서와 같이 S자 형태를 나타내는 것으로 가정한다.



<그림 1> 독립변수와 보행자 사망의 로지스틱 관계

2. 베이지안 신경망

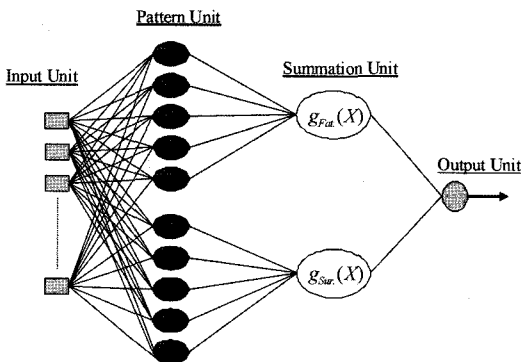
베이지안 신경망은 1996년 Specht[16]에 처음으로

로 개발된 인공신경망으로서, 다변량 베이지안 분류기법을 인공신경망의 구조로 재구성한 것이다. 베이지안 신경망의 주요 구성요소 중의 하나는 그룹별 확률밀도 함수로서, 가장 일반적으로 사용되는 가우시안 함수를 적용한 경우는 식(2)와 같다.

$$g(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} n\sigma^p} \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|X - X_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

여기서 X 는 입력변수, X_i 는 i 번째 학습(training) 벡터이다. σ 는 입력변수 평균의 표준편차로서 smoothing 파라미터로 표현되며, p 는 입력변수의 차원(dimensionality)을 나타낸다.

베이지안 신경망은 <그림 2>와 같이 4개의 층(layer)으로 구성되는데, pattern layer에서는 input layer로부터 받은 입력변수들을 가중치 벡터 W_i 와 연결하여 $Z_i = XW_i$ 를 생성한다. Sumation layer에서는 위에서 설명한 바와 같이 그룹별로 확률밀도함수를 구성한다. 일반적으로 multi layer feedforward(MLF)형 신경망에서는 Sigmoid 함수를 활성(activation)함수로 사용하지만, 여기서는 비선형 함수인 $\exp\{(Z_i - 1)/\sigma^2\}$ 를 이용한다. Output layer에서는 베이지안 분류이론을 적용하여 입력변수의 각 그룹별 소속도(membership)를 확률적으로 산출한다. 각각의 입력패턴은 곧바로 연결강도(connection weights)로 사용되므로, 오류 역전파(error back-propagation)기반의 학습에서와 같이 델타 규칙(the generalized delta rule)을 이용한 연결강도(connection weights)의 조정과정은 필요하지 않다. 이러한 특징은 다른 인공신경망에 비해 보다 신속한 학습(training)을 가능하게 한다. 베이지안 신경망에 대한 보다 자세한 기술적인 내용은 참고문헌¹⁷⁾을 참조하기 바란다.



<그림 2> 베이지안 신경망 구조

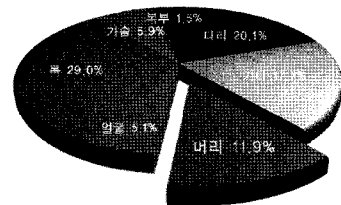
N. 모형개발 및 평가

1. 자료

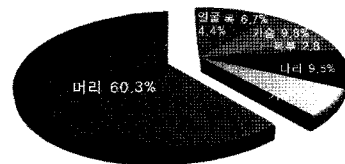
2003년, 한국의 보행자 사망자수는 총 교통사망자 40%에 해당하는 2,896명에 이르며, 상해부위 중에서 머리가 가장 치명적인 사망원인인 것으로 나타났다. 아울러 가슴부위 상해도 보행자 사망에 큰 영향을 주며, 주요 부상부위는 목과 다리인 것으로 분석되었다. 참고로 보행자 사망자 및 부상자의 상해부위를 <그림 3>에 도식화하였다.

본 연구에서는 모형의 개발을 위해 별도의 사고조사양식을 개발하여 자료를 수집하였다. 사고조사양식에는 보행자, 차량, 도로 및 주변 환경에 관한 정보를 조사 항목으로 삽입하였다. 조사양식의 주요 항목은 <표 1>과 같다. 2003년 6월부터 2005년 6월까지 총 182건의 보행자-차량 충돌사고 자료를 수집하였는데, 모형 개발을 위한 신뢰성 있는 사망사고는 57건인 것으로 나타났다.

수집한 교통사고 자료는 국립과학수사연구소와 한양



(a) 부상자



(b) 사망자

<그림 3> 보행자 부상부위

<표 1> 보행자-차량 충돌사고 조사항목

항목	주요 조사 항목
일반적인 내용	사고 위치와 시간
보행자	성, 연령, 키, 몸무게, 음주여부, 상해정도, 충돌위치(1차, 2차 3차)
차량	차종(1: 승용차, 2: SUV, 3: 1-Box, 4: 버스/트럭), 제작연도, 충돌위치(1차, 2차, 3차)
도로기하 구조 및 도로환경	편구배, 도로상태, 사고위치, 제한속도, 기상상태

〈표 2〉 충돌속도 기초 통계량(km)

평균	표준 평균오차	중앙값	최빈값	표준 편차	최소값	최대값
43.23	1.70	40.00	30.00	22.97	4.00	100.0

대학교 교통사고센터에 의뢰하여 사고재현을 통해 사고 당시의 충돌속도를 추정하였다. 수집된 자료 중 사고재현을 통해 신뢰성이 있는 사고 자료만을 모형의 개발에 사용하였다. 추정된 충돌속도에 대한 기초 통계량을 〈표 2〉에 제시하였다.

2장의 관련 연구찰을 통해 확인된 충돌속도(V_x), 차종(VT), 보행자 연령(AGE)의 3개 변수를 보행자 사망확률모형의 독립변수로 사용하였다.

2. 모형개발

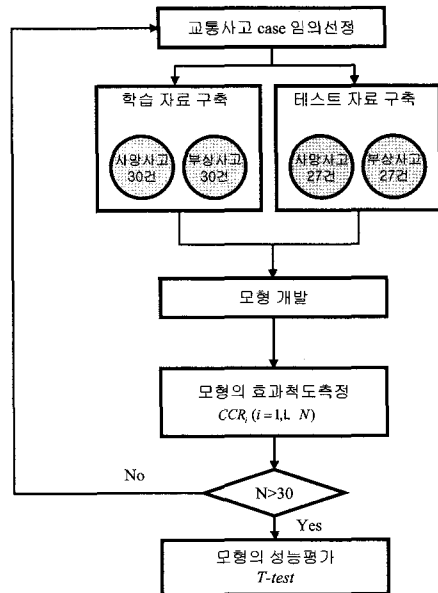
보다 신뢰성 있는 모형개발 및 평가를 위해, 본 연구에서는 반복적인 샘플링(iterative sampling technique)을 통해 다양한 학습(training) 및 테스트용 데이터(test dataset)를 생성하였다. 우선, 사망사고(fatal) 30건과 비사망사고(non-fatal) 30건을 각각 임의로 (randomly) 선정하여 모형의 학습자료로 구성하고, 이에 포함되지 않은 27건의 사망 및 비사망사고 자료로 테스트용 데이터(test dataset)를 구성한다. 이 자료를 이용하여 베이저안 신경망과 로지스틱 회귀분석을 통해 모형을 구축하고 평가한다. 모형의 평가를 위해서, 본 연구에서는 CCR(correct classification rate)을 적용하였다. CCR은 테스트용 데이터(test dataset)의 전체 사고건수 중 모형에 의해 '사망'과 '생존'이 정확히 구분된 사고건수의 비율로서 나타낼 수 있다.

$$CCR(\%)$$

$$= \frac{\text{모형에 의해 '사망'과 '생존'이 정확히 구분된 사고 건수}}{\text{전체사고건수}} \times 100 \quad (3)$$

이러한 모델 구축 및 평가절차를 30번 반복 수행한 후, 얻어진 30개의 CCR에 대해 t-test를 통해 모형의 성능을 통계적으로 비교·평가한다. 모형의 평가를 위한 자료의 추출, 모형구축, CCR 산출 과정을 〈그림 4〉에 도식화 하였다.

로지스틱 회귀분석의 파라미터는 최우추정법(maximum likelihood estimation)에 의해 얻어지는데, 파라미터 β 는 $\prod_{i=1}^n P(F_i | X_i, \beta)$ 를 최대화하는 값을 선택하게 된다.



〈그림 4〉 모형의 개발 및 평가 절차

〈표 3〉 로지스틱 회귀분석을 이용한 모형구축 예

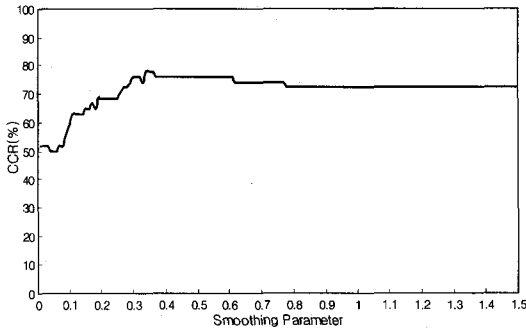
통계량	차종 (VT)	충돌속도 (V_x)	연령 (AGE)	상수값 (Constant)
Wald statistic	3.483	6.081	4.281	10.562
Standard error	0.015	0.583	0.015	1.463
β	0.029	0.437	0.032	-4.755
Significance	0.062	0.014	0.039	0.001

- Correct classification rate: 70.0%
- Model chi-square: 15.96
- -2 log likelihood: 67.218
- Nagellerke R-square: 0.311

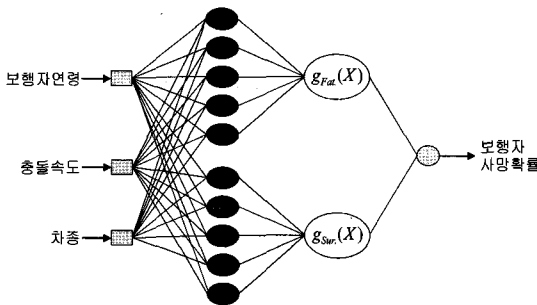
$$P(F_i=1) = \frac{\exp(-4.755 + 0.029 \times VT + 0.437 \times V_x + 0.032 \times AGE)}{1 + \exp(-4.755 + 0.029 \times VT + 0.437 \times V_x + 0.032 \times AGE)}$$

본 연구에서는 SPSS 통계소프트웨어를 이용하였다. 로지스틱 회귀분석을 통한 모형 개발의 일례를 〈표 3〉에 제시하였다.

본 연구에서 베이저안 신경망의 학습은 CCR을 극대화하는 smoothing parameter σ 를 찾는 작업이 된다. smoothing parameter는 summation unit과 output unit의 그룹 수에 따라 최적의 σ 를 찾기 위한 작업부하가 결정된다. 본 연구에서 다루는 문제의 경우, 단순한 2개 그룹('사망', '생존')을 구분하는 것으로서 경험적으로 쉽게 결정될 수 있다. 일례로서 모형의 학습(training) 단계에서 σ 에 따른 CCR의 변화를 〈그림 5〉 제시하였다. 구축된 베이저안 신경망 기반의 보행자사망확률모형을 〈그림 6〉에 도식화하였다.



〈그림 5〉 베이지안 신경망의 학습 과정



〈그림 6〉 구축된 베이지안 신경망

3. 모형평가

베이지안 신경망과 로지스틱 회귀분석을 통해 얻어진 30개의 CCR에 대한 평균값을 비교한 경우, 베이지안 신경망의 CCR이 68.23%로서 로지스틱 회귀분석의 63.24% 보다 높게 나타났다. 보다 신뢰성 있는 평가를 위해, T-test를 통한 통계적 비교평가를 수행하였으며, 비교평가를 위한 가설은 식(4)와 같다.

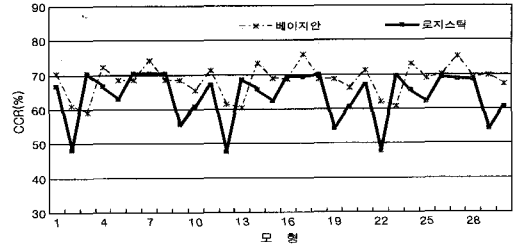
$$\begin{aligned}
 H_0 : \mu_{\text{베이지안}}^{CCR} &\leq \mu_{\text{로지스틱}}^{CCR} \\
 H_1 : \mu_{\text{베이지안}}^{CCR} &> \mu_{\text{로지스틱}}^{CCR}
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

T-statistic은 3.707로서 기각역을 구성하는 ($t_{0.05} = 2.756$) 보다 크게 나타나, 귀무가설을 기각할 수 있는 것으로 분석되었다. 비교평가 결과를 〈표 4〉에 정리하였다.

베이지안 신경망과 로지스틱 회귀분석을 통해 얻어진 각 30개의 보행자 사망확률 모형 중 7개의 로지스틱 회귀분석 기반의 사망모형이 베이지안 신경망의 경우 보다 정확한 CCR을 나타낸 것으로 분석되었다(〈그림 7〉참조). 이는 본 연구에서 수행한 반복적인 샘플링을 통한 모형의 개발과 평가의 필요성을 강조해 주는 부분이라 할 수 있다.

〈표 4〉 CCR 비교평가 결과

모형	CCR 평균	실험수	CCR의 표준오차	CCR의 표준오차 평균	t-test	자유도
베이지안	68.23	30	4.48	0.82	3.707	29
로지스틱	63.24	30	7.18	1.31		



〈그림 7〉 모형의 성능 비교

일반적으로 개발된 모형의 성능이 모형의 학습(training) 및 테스트에 사용된 자료에 영향을 받기 때문이다.

V. 결론

교통안전분야에서 가장 중요한 연구 분야 중 하나는 보행자 보호를 위한 정책 및 기술의 개발이라고 할 수 있다. 이는 보행자가 교통체계를 구성하는 다른 구성요소에 비해 가장 손상 받기 쉬운 구성요소로서 교통사고 발생시 사망률이 대단히 높기 때문이다.

본 연구는 건설교통부의 국가교통핵심기술개발사업의 일환으로 수행 중인 '보행자 친화적 첨단안전차량 개발' 과제를 통해 개발하고 있는 첨단차량기술의 효과분석을 위한 도구를 개발하는 연구로서, 차대보행자 충돌시 보행자 사망 확률을 예측할 수 있는 모형을 개발하였다. 베이지안 신경망과 로지스틱 회귀분석 기법을 적용하여 모형을 개발하였고, 독립변수로는 보행자 연령, 차종, 그리고 충돌속도를 이용하였다. 30회에 걸친 샘플링과 모델링을 통해 얻어진 예측력 결과를 T-test를 통해 비교·평가하였다. 로지스틱 회귀분석의 결과가 베이지안 신경망 결과 보다 우수하다는 귀무가설을 기각할 수 있었다. 또한 예측력의 평균 비교에서도 베이지안 신경망을 이용한 모형의 평균 CCR은 68.23%, 로지스틱 회귀분석을 이용한 모형은 63.24%로 나타나, 베이지안 신경망을 이용한 모형의 보행자 사망 예측력이 우수한 것으로 분석되었다.

본 연구에서 제안한 반복 샘플링 기법(iterative sampling technique)에 기반을 둔 모형개발과 통계적인 성능평가는 모델링을 위한 기법 선정에 효과적으로 활용될 수 있

