한국ITS학회논문지 J. Korea Inst. Intell. Transp. Syst.

고속도로 화물차 교통사고 건수 예측모형 및 안전등급 개발 연구

Study on the Development of Truck Traffic Accident Prediction Models and Safety Rating on Expressways

윤 정 은* · 정 하 림** · 박 장 호*** · 강 동 효**** · 윤 일 수*****

* 주저자 : 아주대학교 교통공학과 박사과정
** 교신저자 : 아주대학교 교통시스템공학과 연구조교수
*** 공저자 : 아주대학교 건설시스템공학과 교수
**** 공저자 : 아주대학교 교통공학과 석사과정
***** 공저자 : 아주대학교 교통시스템공학과 교수

Jungeun Yoon* · Harim Jeong* · Jangho Park** · Donghyo Kang* · Ilsoo Yun*

* Dept. of Transportation Eng., Univ. of Ajou
** Dept. of Civil System Eng., Univ. of Ajou

† Corresponding author : Harim Jeong, gkfla0731@ajou.ac.kr

Vol. 22 No.1(2023)
February, 2023
pp.01~15

pISSN 1738-0774
eISSN 2384-1729
https://doi.org/10.12815/kits.2023.22.1.1

Received 31 October 2022
Revised 16 November 2022
Accepted 20 January 2023

ⓒ 2023. The Korea Institute of Intelligent Transport Systems. All rights reserved.

요 약

본 연구에서는 전국 고속도로를 대상으로 화물차 교통사고에 영향을 미치는 주요 요인을 파악하고자 한다. 이를 위해, 고속도로 교통사고 자료들과 포아송 및 음이항 회귀모형을 이용하여 화물차 교통사고 건수 예측모형을 개발하였다. 모형에서 유의한 것으로 확인된 변수는 화물차 연속주행시간지수, 구간연장, 화물차 교통량, 구간내 교량 수, 졸음쉼터 개수이다. 또한, 구축된 예측모형을 이용하여 고속도로 구간별 안전등급(level of service of safety, LOSS)을 도출하였다. 이후 LOSS를 전국 고속도로 네트워크에 표출하여 고속도로 구간별 화물차 교통사고 위험도를 진단하였다. 본 연구에서 개발된 모형과 LOSS는 고속도로에서의 화물차 교통사고 저감을 위한 정책수립의 기초자료로 활용될 것으로 기대된다.

핵심어 : 화물차 교통사고, 예측모형, 음이항 회귀모형, 포아송 회귀모형, 안전등급

ABSTRACT

In this study, the number of truck traffic accidents was predicted by using Poisson and negative binomial regression analysis to understand what factors affect accidents using expressway data. Significant variables in the truck traffic accident prediction model were continuous driving time, link length, truck traffic volume. number of bridges and number of drowsy shelters. The calculated LOSS rating was expressed on the national expressway network to diagnose the risk of truck accidents. This is expected to be used as basic data for policy establishment to reduce truck accidents on expressways.

Key words : Truck traffic accident, Prediction model, Negative binomial regression model, Poisson regression model, Level of service of safety

Ⅰ. 서 론

1. 연구의 배경 및 목적

최근 COVID-19 바이러스 사태 이후 산업 회복 및 경제 활성화에 따라 도로화물 물동량, 화물차 통행량은 지속적으로 증가하여 어느 때보다 도로화물운송의 중요성이 높아지고 있다. 또한 도로교통공단의 교통사고 통계에 따르면 최근 5년간 고속도로에서 발생한 화물차 교통사고 건수는 꾸준히 증가하는 추세이다(Korea Road Traffic Authority, 2022). 특히, 경찰청이 발표한 보도자료에서는 2022년 상반기 고속도로에서 발생한 교통사고 사망자 중 화물차 교통사고 사망자의 비율이 64.8%로 다른 차종 사망사고의 2배 이상을 차지했으며, 전년 동기간과 비교해도 화물차 교통사고 사망자만 유일하게 11% 증가하였다고 한다.(Korean National Police Agency, 2022). 국내에 등록된 화물차는 전체 자동차 등록대수의 15% 수준에 불과하지만, 고속도로에서 발생하는 사망사고의 절반 이상을 차지하고 있는 것이다. 이렇게 대형사고로 이어지는 화물차 교통사고를 줄일 수 있는 방안이 절실한 실정이다.

화물차 교통사고의 주요 원인으로는 운전자의 기본 안전수칙 미준수와 장시간 운전으로 인한 집중력 저하로 생기는 안전운전 불이행 등이 주된 사고 유형으로 분석되었다(Korea Road Traffic Authority, 2022). 이외에 도로 특성이나 기하구조 등 화물차 교통사고에 영향을 미치는 주요 요인이 무엇인지 면밀히 살펴볼 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 포아송 및 음이항 회귀모형을 이용하여 화물차 교통사고 건수를 예측하는 모형을 개발하고 화물차 교통사고 발생 요인을 분석하였다. 또한, 개발된 예측모형을 토대로 안전등급(level of service of safety, LOSS)을 평가하여 전국 고속도로 구간별로 화물차 교통사고 위험도를 진단하였다. 이러한 연구 결과를 활용하여 화물차 교통사고 감소를 위한 실질적인 안전정책을 제시하고자 한다.

본 연구에서 분석한 예측모형과 화물차 교통사고에 영향을 미치는 주요 요인들은 화물차 교통사고의 대비책을 수립하는 데에 도움을 줄 수 있을 것이라 기대된다. 특히 고속도로 구간별로 도출한 안전등급을 통해 화물차 안전관리가 시급한 후보구간을 제시하여, 향후 화물차 안전성 제고를 위한 시설 확충 필요구간이나 불법행위를 단속할 적절한 단속구간 위치를 확보하는 기초자료로 활용될 것으로 기대된다.

2. 연구방법 및 범위

본 연구의 시간적 범위는 최근 자료수집이 가능한 2019~2021년의 3개년도로 설정하였고, 한국도로공사에서 관리하는 전국 고속도로 노선을 공간적인 범위로 설정하였다. 구체적으로 IC와 IC, IC와 JC, 본선영업소와 IC나 JC 사이의 구간인 콘존(Conzone) 단위로 세분화하여 위치, 노선 특성 등 다양한 요인이 포함될 수 있도록 분석의 공간적 단위를 설정하였다.

종속변수로는 화물차 교통사고 건수를 사용하였으며, 독립변수로는 전체 교통량, 화물차 교통량, 첨두시간 교통량, 화물차 연속주행시간지수, 속도, 차로 수, 구간연장, 구간내 교량 수, 터널 수, 졸음쉼터 개수, 휴게소 개수 등 다양한 자료를 활용하였다. 모형 개발을 위해 필요한 설명변수로 사용한 데이터는 모두 콘존 단위로 수집 및 가공하였다.

상기 자료를 토대로 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 이용하여 교통사고 건수 예측모형을 개발하고, 화물차 교통사고 발생에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 또한 고속도로 각 구간별로 안전등급을 4단계로 산출함으로써 화물차 교통사고 저감 및 안전관리를 위한 정책으로 제시하고자 한다.

Ⅱ. 관련 이론 및 연구 고찰

1. 이론적 고찰

1) 포아송 회귀모형

포아송 회귀모형(Poisson regression model)은 특정 도로에서 하루 동안에 발생하는 교통사고 건수와 같이 한정된 단위 시간이나 어느 공간에서 무작위로 발생하는 희소한 사건의 수를 표현하기에 적합하여 교통사고를 분석할 때 자주 사용되고 있다. 포아송 회귀모형은 다음 식 (1)과 같이 정의할 수 있고, 포아송 분포를 따르는 종속변수 Y_i의 기댓값이 독립변수 $X_1, X_2, \cdots, X_k$의 선형결합으로 설명된다고 가정하는 모형이다(Jong and Heller, 2008).

$$P(Y_i = y_i; X_1, X_2, \cdots, X_k) = \frac{e^{-\mu_i}\mu_i^{y_i}}{y_i!}, y_i = 0,1,2,\cdots \quad \cdots (1)$$

$$\log(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k \quad \cdots (2)$$

여기서, $P(Y_i)$는 구간 i에서 k개의 변수에 의해 교통사고 y_i가 발생할 확률이고 μ_i는 평균 교통사고 건수를 나타낸다. μ_i의 로그변환 형태가 독립변수들의 선형관계로 이루어지므로 μ_i는 독립변수들의 지수함수로 나타낼 수 있다. 따라서 포아송 회귀모형의 일반적인 회귀식은 다음 식 (3)과 같다. 여기서, x_j는 교통사고 관련 도로 구조 및 환경요소, α, β_j는 추정된 계수이다(Jong and Heller, 2008).

$$\begin{aligned}\mu_i &= \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k) \quad \cdots (3)\\ &= \exp(\alpha + \sum_{j=0}^{k} \beta_j x_j)\end{aligned}$$

포아송 회귀모형의 회귀계수인 β_j에 대한 추정은 주로 최대우도추정법(maximum-likelihood)을 이용한다. 최대우도추정은 표본들이 각각 독립이라는 가정하에 다음 식 (4)와 같이 우도함수식의 최대화로 구할 수 있다. 각 독립변수들이 종속변수에 미치는 영향의 정도는 회귀계수 β_j를 추정하여 알 수 있다(Seok et al., 2016).

$$L(\beta_0, \beta_1, \cdots \beta_k) = \prod_{i=1}^{n} \frac{\lambda^{Y_i} e^{-\lambda}}{Y_i!}, \; Y_i = 0,1,2,\cdots \quad \cdots (4)$$

이러한 포아송 회귀모형은 '평균과 분산이 동일하다'는 가정을 기본 전제조건으로 만족하여야 하지만 실제 교통사고 자료의 경우에는 분산이 평균보다 큰 경우가 많아 과분산(over dispersion) 문제가 나타나므로 교통사고 자료에 포아송 회귀모형은 적합하지 않을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Miaou and Lum(1993)의 연구에서는 과분산이 발생할 때에는 분산이 평균보다 크다는 특성을 반영한 음이항 회귀모형을 활용하는 것이 바람직하다고 설명하였다.

2) 음이항 회귀모형

음이항 회귀모형(Negative binomial regression model)은 앞서 설명한 바와 같이 분포의 평균과 분산이 동일해야 한다는 포아송 회귀모형의 제약조건을 완화시키는데 사용될 수 있다. 즉, 교통사고 자료의 분산이 평균을 초과하는 과분산일 때 사용하면 효과적이며, 오차를 포함하고 있어 현실에 비교적 가깝다고 볼 수 있다. 분산이 평균보다 크다는 특성을 반영한 음이항 회귀모형은 다음 식 (5)와 같이 정의할 수 있다(Park et al., 2015).

$$\mu_i = \exp(\alpha + \sum_{j=0}^{k} \beta_j x_j + \epsilon_i) \quad \cdots\cdots (5)$$

여기서, ϵ_i는 오차항으로 평균이 1, 분산이 α인 감마분포를 따른다. 음이항 회귀모형의 회귀계수인 α, β_j에 대한 추정은 포아송 회귀모형과 마찬가지로 최대우도추정법을 이용한다. 최대우도함수는 식 (6)과 같다(Park et al., 2015).

$$L(\beta) = \prod_{i}^{n} \frac{\Gamma(\theta + y_i)}{\Gamma(\theta)\Gamma(1+y_i)} (\frac{\theta}{\theta+\mu_i})^{\theta} (\frac{\mu_i}{\theta+\mu_i})^{y_i} \quad \cdots\cdots (6)$$

본 연구에서는 화물차 교통사고에 어떠한 영향을 미치는지 분석하고자 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 활용하여 모형을 개발하고 과분산 여부를 확인하여 두 모형 중 보다 더 적절한 모형으로 구축하여 분석하고자 하였다.

2. 선행연구 고찰

Park et al.(2019)는 전국 시내버스를 대상으로 2015~2017년까지 3개년도의 자료를 이용하여 운전자의 근로여건이 버스 교통사고에 얼마만큼 영향을 미치는지 알아보기 위해 포아송 및 음이항 회귀모형을 활용하여 운수업체별 버스 교통사고 건수를 예측하였다. 버스 교통사고 건수 예측모형에서 유의한 변수는 운수업체별 보유대수, 대당 운전자 수, 월 급여로 나타났으며, 구축된 모형의 표준편차를 산출하여 LOSS 경계선을 설정하였다. 개발된 모형과 경계선을 바탕으로 버스회사별 LOSS를 A-D까지 4단계로 평가하였다.

Jeong and Choi(2014)는 331개 운수업체를 대상으로 2008~2009년까지 2개년도의 업체별 교통사고 건수와 차량 운행 대수, 법규위반 건수 등 교통사고 자료를 통해 택시, 버스, 화물운수업체별 교통사고 건수를 예측하였다. 예측에는 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 이용하였다. 모형의 적합도 평가지표인 Akaike information criterion(AIC)의 평가를 통해 차량 운행 대수, 퇴직자 수, 법규위반 건수, 면허취소자 수를 독립변수로 하는 음이항 회귀모형이 최종적으로 선정되었다.

Mun et al.(2012)는 국내 9개 고속도로를 대상으로 2003~2007년까지 5개년도의 자료를 이용하여 고속도로 본선에 적용할 수 있는 교통사고 건수 예측모형을 개발하였다. 음이항 회귀모형을 이용하여 전체 사고모형과 사상자 발생 사고모형 두 가지를 개발하였다. 전체 사고모형에서는 구간길이, 일 교통량, 버스 비율, 곡선구간 수가 유의한 변수로 추정되었으며, 사상자 발생 사고모형은 구간길이, 일 교통량, 버스 비율이 유의한 변수로 추정되었다. 특히 사상자 발생 사고모형은 모든 도로와 시간대로의 전이성이 유의하여 모형의 활용도가 높은 것으로 나타났다.

Kim and Heo(2012)는 영동고속도로를 대상으로 2006~2008년까지 3개년도의 자료를 이용하여 전통적인 포아송 회귀모형, 음이항 회귀모형, 일반화된 포아송 회귀모형으로 교통사고 건수 예측모형을 개발하였다. 모형 구축에는 도로 기하구조, 교통사고 관련 요소 등의 설명변수들을 이용하였다. 과소분산(under dispersion) 문제시 야기되는 문제점을 해결하기 위해 기존의 포아송 모형을 확장한 일반화 포아송 회귀모형을 이용하면 과분산 또는 과소분산 문제를 해결할 수 있다는 결과를 도출하였다.

Seo et al.(2015)는 고속도로 주요 6개 노선을 대상으로 2007~2010년까지 4개년도의 자료를 이용하여 교통사고 건수와 교통량을 기반으로 한 예측모형을 개발하였다. 각 노선별 대표성을 가진 교통량과 구간길이를 설명변수로 선정하여 주요 6개 노선의 통합 예측모형을 구축하고 노선별 보정계수를 산출하였다. 고속도로 교통사고 잦은 곳 선정 및 교통안전 시설물의 효과를 평가할 수 있는 분석자료로 활용 가능할 것이라는 결과를 도출하였다.

Seok et al.(2016)는 2010년 회전교차로 시범사업에서 선정된 16개의 회전교차로를 대상으로 2011~2016년까지 6개년도의 교통사고 자료를 이용하여 회전교차로에서 발생하는 교통사고의 원인을 파악하기 위해 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 이용하여 분석하였다. 일 교통량, 중앙교통섬의 지름, 도시/지방부, 회전교차로 유형의 변수들과 통행 방법 안내표지판 변수로 모형을 구축하였다. 과분산이 존재하여 최종적으로 음이항 회귀모형으로 구축되었고 우도비 검정을 통해 추정된 모형이 의미가 있음을 도출하였다. 도시지역이고 일 교통량이 많고 중앙교통섬의 지름이 클수록 교통사고가 증가할 것이라는 결과를 도출하였다.

Hong et al.(2012)는 제한속도가 110km/h인 고속도로 3개 노선을 대상으로 2007~2010년까지 4개년도의 자료를 이용하여 교통안전과 고속도로 기하구조의 특성과의 관계를 주간과 야간으로 비교하여 분석하였다. 교통사고 발생 시간대를 주간, 야간, 일출·일몰 세 가지로 나누어 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 활용하여 고속도로 교통사고 빈도 모형을 도출하였다. 야간 및 일출·일몰 시간에 교통안전에 영향을 미치는 기하구조 요인들을 고려하면 교통안전전략 수립의 기초자료로 활용할 수 있을 것이라는 결과를 도출하였다.

Kang et al.(2019)는 한국도로공사에서 관리하는 38개 고속도로 구간을 대상으로 2012~2017년까지 6개년도의 교통사고 자료를 이용하여 화물차 교통사고 심각도에 영향을 미치는 요인을 분석하기 위해 순서형 프로빗 모형을 적용하였고 10개의 주요 인자를 도출하였다. 분석 결과, 교통사고 후 차량에 화재가 발생한 경우가 부상 심각도에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났고, 충돌 속도가 가장 적은 영향을 미치는 것으로 파악되었다. 국내 고속도로 화물차 교통사고 심각도를 낮추기 위한 정책수립의 기초자료로 활용될 수 있을 것이라는 결과를 도출하였다.

Lee(2019)는 경부선, 중부내륙선, 영동선을 대상으로 2012~2016년까지 5개년도의 교통사고 자료를 이용하여 화물차 교통사고 예측모형을 개발하였다. 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 이용하였고, 분석 결과 포아송 회귀모형은 교통량, 버스비율, 화물차 비율, 구간길이, 음이항 회귀모형은 교통량, 화물차 비율, 구간길이를 설명변수로 한 모형을 개발하였다. 두 모형의 적합도 비교를 통해 음이항 회귀모형을 본 연구의 최종 모형으로 선정하였다. 개발된 예측모형을 통해 화물차 교통사고를 예방하기 위한 적극적인 시설적·제도적 대책 마련이 필요하다는 결과를 도출하였다.

3. 본 연구의 차별성

기존 선행연구 논문을 살펴보면 회귀모형을 이용한 교통사고 예측모형 개발 연구나 교통사고 발생 요인을 분석하는 연구는 많이 수행되어왔다. 하지만 도로 구간별로 교통사고 위험도를 진단하고 실질적으로 안전관리가 시급한 구간을 제시하는 연구는 많이 찾아볼 수 없었다.

본 연구에서는 전국 단위의 고속도로에서 발생한 교통사고 자료를 이용하여 화물차 교통사고 건수 예측모형을 개발하였고 이와 더불어 고속도로 구간별로 안전등급을 산출하였다. 이를 통해 각 구간별 위험도를 진단하고 화물차 안전관리가 시급한 후보구간을 제시하였다. 향후 화물차 안전성 제고를 위한 시설 확충 필요구간이나 적절한 단속구간 위치를 확보하는 기초자료로 활용될 것이라 기대된다. 또한, 화물차 교통사고 발생요인 분석을 통해 화물차 교통사고의 대비책을 수립하는 데에 도움을 줄 수 있을 것이라 기대된다.

Ⅲ. 자료분석 및 모형개발

1. 모형개발의 개요

본 연구에서는 화물차 교통사고에 영향을 미치는 주요 요인을 파악하기 위해 화물차 교통사고 건수 예측모형을 개발하였다. 먼저 예측모형 개발을 위하여 종속변수로는 화물차 교통사고 건수를 사용하였다. 독립변수로는 전체 교통량, 화물차 교통량, 첨두시간 교통량, 첨두시간 화물차 교통량, 화물차 연속주행시간지수, 속도, 차로 수, 구간연장, 구간내 교량 수, 터널 수, 졸음쉼터 개수, 휴게소 개수를 사용하였다. 상기 자료를 이용하여 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 구축하고, 화물차 교통사고 발생에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 또한, 화물차 교통사고 건수를 예측하여 이를 토대로 고속도로 구간별 화물차 교통사고 위험도를 산출함으로써 화물차 교통사고 저감 및 안전관리를 위한 정책으로 제시하고자 한다.

2. 분석범위 및 변수선정

1) 자료수집

본 연구는 한국도로공사에서 관리하는 전국 고속도로 노선을 공간적인 범위로 설정하였고, 자료수집을 위한 시간적 범위는 2019~2021년의 3개년도이다. 특히 콘존 단위로 발생한 교통사고 자료를 이용하여 교통사고 관계를 예측하고자 하였다.

2019년부터 2021년까지 한국도로공사가 고속도로에서 발생한 교통사고 내용을 기록한 교통사고 속보자료 중 원인차 차종이 화물차인 경우를 추출하여 분석한 결과, 3년간 화물차 교통사고는 총 6,241건이 발생하였다. 이는 동기간 전체 고속도로 교통사고 건수의 28%에 해당한다. 이 중 모형 구축에 필요한 데이터 수집이 가능한 5,305건의 화물차 교통사고에 대하여 분석하였다. 한국도로공사 교통량 조사자료와 교통사고 속보자료, 교통통합 DB자료를 사용하여 콘존별 평균속도, 화물차 연속주행시간지수, 차로 수, 구간연장, 구간내 교량 수, 터널 수, 졸음쉼터 개수, 휴게소 개수, 전체 교통량, 화물차 교통량, 첨두시간 전체 교통량, 첨두시간 화물차 교통량 자료를 수집하였다.

여기서, 첨두시간은 오전 7시~9시, 오후 6시~8시로 적용하였고, 일반적인 첨두시간에서의 전체 교통량과 화물차 교통량을 비교하고자 하였다. 화물차 연속주행시간(continuous driving time, CDT)은 차량이 주행을 시작한 시점에서 별도의 휴식 없이 연속적으로 주행한 총 시간의 합계를 의미한다. 연속주행시간지수는 분석대상 구간을 통과하는 차량들의 연속주행시간이 얼마나 길고, 얼마나 많은지 파악하기 위한 지표이며(Park et al, 2018), 운전으로 인한 피로를 나타내는 지수(fatigue surrogate index, FSI)의 일종으로 식(7)과 같이 지수화하여 활용된다(Yook et al., 2022).

$$FSI = \sum_{i=1} \frac{CDT - \alpha}{\alpha} \quad \cdots\cdots (7)$$

여기서, FSI : 연속주행시간지수

CDT : 연속주행시간

α : 연속주행시간 임계값(120분)

본 연구에서 모형개발에 사용된 변수와 기초통계량 분석 결과는 다음 <Table 1>과 같다.

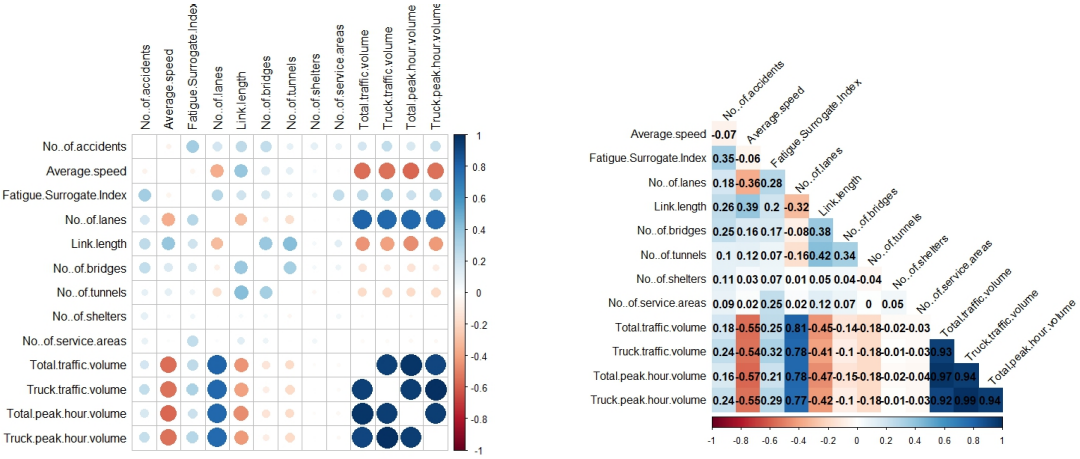
<Table 1> Variables used in the model

Variables	No. of accidents	Average speed (km/h)	Fatigue Surrogate Index (FSI)	No. of lanes	Link length (km)	No. of bridges	No. of tunnels	No. of shelters	No. of service areas	Total traffic volume	Truck traffic volume	Total peak hour volume	Truck peak hour volume
Min.	0	14.72	0.00	2	0.11	0	0	0	0	1,124	94	139	0
Median	5	97.77	2.00	2	6.22	2	0	0	0	21,274	5,783	4,247	1,056
Mean	5.77	94.61	2.99	2.46	7.51	3.37	0.60	0.07	0.11	32,008	7,702	6,255	1,406
Max.	28	112.11	39.40	6	26.61	26	12	2	1	138,978	31,579	25,367	5,929

2) 상관도 분석

수집된 변수 간의 상호 관계성을 평가하기 위해 상관분석을 수행하였다. 본 연구에서 사용한 상관계수는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)이다. 상관계수가 0이라면 변수 사이에 선형적 관계가 없다는 것을 의미하며 이 값은 0을 중심으로 -1에서 +1의 범위를 갖는다(Lee, 2016).

상관도 분석 결과, 종속변수인 화물차 교통사고 건수와 가장 높은 상관관계를 보인 변수는 화물차 연속주행시간지수이며, 구간연장, 구간내 교량 수, 화물차 교통량 순으로 나타났고, 각 변수 간의 상관도 분석에 대한 결과는 <Fig. 1>과 같다. 상관관계가 클수록 원의 크기가 크고 색깔이 진하고 상관계수가 양수면 파란색,



<Fig. 1> Results of correlation analysis

음수면 빨간색 계열로 표현되어 원의 크기와 색깔을 보면 상관관계의 정도와 방향을 파악할 수 있다(Kim, 2017).

회귀모형 시 독립변수들 간의 높은 상관관계로 인해 독립변수에 대한 설명력이 겹치는 문제가 발생하는데 이를 다중공선성이라고 한다. 독립변수 간에 다중공선성이 존재하면 여러 가지 문제가 발생한다. 가장 큰 문제점은 회귀계수의 분산이 커진다는 것이고, 회귀계수의 분산이 커지면 오차가 커지고 예측도의 정확도가 떨어진다. 따라서 서로 상관이 높은 변수들은 상관도 분석을 통해 제거해야 한다. 일반적으로 상관계수의 절대값이 0.8 이상인 경우에는 다중공선성이 있다고 하며, 0.6 이상인 경우에는 다중공선성을 의심하여 상관관계가 높다고 설명한다(Gunst and Mason, 1980).

<Fig. 1>을 보면 우측 하단의 전체 교통량, 화물차 교통량, 첨두시간 전체 교통량, 첨두시간 화물차 교통량의 상관관계는 거의 1에 가까울 정도로 상관계수가 크게 나타남을 알 수 있다. 상관관계가 높다고 판단한 기준을 절대값 0.6 이상으로 설정하였고, 이에 따라 차로 수, 전체교통량, 첨두시간 전체 교통량, 첨두시간 화물차 교통량은 다중공선성이 의심된다.

3) 다중공선성 분석

기본적으로 상관계수가 크게 나오면 다중공선성을 의심할 수는 있지만, 다중공선성을 정확히 평가하기 위해 분산팽창요인(variance inflation factor, VIF)을 이용하여 다중공선성 분석을 수행하였다. 통계적으로 볼 때 VIF값이 10 이하이면 독립변수 간에 다중공선성 문제가 없기 때문에 변수를 제거하지 않고 회귀모형을 수행할 수 있다. 12개의 독립변수 중 VIF값이 10 이상으로 산출된 차로 수, 전체교통량, 첨두시간 전체 교통량, 첨두시간 화물차 교통량은 제거되었다. 최종적으로 다중공선성 분석을 수행한 결과, <Table 2>와 같이 8개의 독립변수의 VIF값이 모두 10보다 작게 나타나 다중공선성의 문제가 없음을 확인하였으며, 독립변수 간의 상관관계가 낮아 교통사고 건수 예측모형 구축 시 부정적 영향이 줄어들 것으로 판단하였다.

<Table 2> Multi-collinearity analysis of independent variables

Independent variables	Average speed	Fatigue Surrogate Index	Link length	No. of bridges	No. of tunnels	No. of shelters	No. of service areas	Truck traffic volume
VIF	1.516	1.402	1.769	1.242	1.295	1.012	1.086	1.883

3. 모형 개발

예측모형 개발을 위해 포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형을 이용하였다. 최적의 모형을 도출하기 위해 설계한 모형식을 토대로 통계패키지 R을 통해 회귀분석을 수행하였으며, 그 결과는 <Table 3>과 같다.

<Table 3> Poisson and Negative binomial regression analysis result

Independent variables	Poisson regression model			Negative binomial regression model		
	Estimate	Std.Error	P-value	Estimate	Std.Error	P-value
Constant	-0.234000	0.138700	0.091700	-0.274400	0.250100	0.272600
Average speed	-0.001651	0.001342	0.218300	-0.002180	0.002430	0.369770
Fatigue Surrogate Index	0.027710	0.004002	< 0.000000***	0.028250	0.008677	0.001130**

Independent variables	Poisson regression model			Negative binomial regression model		
	Estimate	Std.Error	P-value	Estimate	Std.Error	P-value
Link length	0.000055	0.000003	< 0.000000***	0.000059	0.000064	< 0.000000***
No. of bridges	0.023330	0.003052	< 0.000000***	0.028110	0.006185	0.000006***
No. of tunnels	-0.012450	0.009167	0.174500	-0.005543	0.018040	0.758670
No. of shelters	0.222200	0.045530	0.000001***	0.213400	0.091210	0.019290*
No. of service areas	0.029410	0.041860	0.482300	0.023530	0.079730	0.767930
Truck traffic volume	0.000476	0.000003	< 0.00000***	0.000052	0.000006	< 0.00000***
AIC	5730.4			4892.0		

note: *The coefficient of correlation is significant in 0.05 (both side).
**The coefficient of correlation is significant in 0.01 (both side).
***The coefficient of correlation is significant in 0.001 (both side).

포아송 회귀모형과 음이항 회귀모형 중에서 어느 것을 선택할 것인가 하는 것은 과분산의 여부에 달려 있다. 과분산 여부의 평가는 우도비 검정 통계량(likelihood ratio, LR)을 이용하여 분석하였다. 또한 모형의 적합도를 비교 평가하기 위해 AIC를 이용하였다. AIC는 모형선택에 관한 판정기준을 제시하는 통계량이며, 동일한 종속변수와 독립변수로 실시한 회귀모형에서 더 적합한 모형을 평가하는 지수로서 그 값이 작을수록 더 좋은 모형이라는 것을 의미한다(Lee, 2016).

과분산 검정을 실시한 결과, LR값이 840.39(p<.001)으로 유의하게 나타나 데이터가 과분산으로 판정되어 포아송 회귀모형보다는 음이항 회귀모형이 적합한 것으로 나타났다. 모형의 비교 평가에서도 AIC값이 음이항 회귀모형에서 낮게 나타나 포아송 회귀모형보다는 음이항 회귀모형이 더 적합함을 알 수 있다.

4. 모형 해석

음이항 회귀모형의 분석 결과를 살펴보면 화물차 연속주행시간지수, 구간연장, 화물차 교통량, 구간 내 교량 수, 졸음쉼터 개수가 통계적으로 유의한 변수임이 확인되었다. 변수별 부호와 유의성을 종합적으로 분석해보면, 최종 선정된 변수들은 모두 교통사고 발생과 양(+)의 관계를 나타냈다.

화물차 연속주행시간은 운전자의 주행시간이 늘어날수록 피로도는 증가하고 운전수행능력이 감소하여 교통사고 발생 위험이 높아지기 때문에 상당히 유의미한 관계가 있는 것으로 판단하였다. 구간연장과 화물차 교통량도 커질수록 교통사고가 많이 발생하는 것으로 나타났다. 또한 구간 내 교량 개수가 증가할수록 교통사고가 많아지는 것으로 나타났다. 교량에서는 속도 성능이 다른 차량들이 혼재하게 되어 불안정한 교통류가 발생되고 이로 인한 추돌사고의 위험이 높아질 수 있다(Baek et al., 2017). 또한 교량은 평지와 달리 지열이 없고 하천이나 계곡을 연결하는 구간이 많아 동절기에 결빙이 발생할 확률이 높으므로(Sin et al., 2011) 교량 개수가 증가할수록 사고발생위험이 높아질 수 있다고 사료된다. 구간 내 졸음쉼터의 개수도 증가할수록 교통사고 발생이 많아지는 것으로 나타났다. Han et al.(2020)은 졸음쉼터 설치 초기에 충분한 가·감속차로 길이를 확보하지 않았거나 곡선반경이 작은 구간에 설치된 졸음쉼터의 문제점을 제기한 바 있다. 본 연구에서도 졸음쉼터 진출입으로 인하여 사고발생위험이 높아지면 사고건수가 늘어날 수 있다고 판단하였다. 다만, 향후 졸음쉼터 설치기준에 맞춰 재시공하거나 추가 안전시설 확충에 따라 졸음쉼터는 교통사고에 영향을 미치는 정도가 달라질 수도 있을 것으로 사료된다.

5. 화물차 교통사고 안전등급 평가방법 개발

위와 같이 음이항 회귀모형 결과, 화물차 연속주행시간지수, 구간연장, 화물차 교통량, 구간내 교량 수, 졸음쉼터 개수가 화물차 교통사고 발생 건수에 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다. 기존 여덟 개의 변수 중 평균속도, 구간내 터널 수, 휴게소 개수는 유의성이 낮게 나타나 축소모형에서 제외하였다. 기존 여덟 개의 변수를 모두 포함한 음이항 회귀모형의 완전모형(Model Ⅰ)과 통계적 유의성이 확보된 다섯 개의 변수만 포함한 축소모형(Model Ⅱ)을 비교한 결과는 <Table 4>와 같다.

<Table 4> Negative binomial regression analysis result of the final

Independent variables	Negative binomial regression model (Model Ⅰ)			Negative binomial regression model (Model Ⅱ)		
	Estimate	Std.Error	P-value	Estimate	Std.Error	P-value
Constant	-0.274400	0.250100	0.272600	-0.486200	0.071990	< 0.000000***
Average speed	-0.002180	0.002430	0.369770	-	-	-
Fatigue Surrogate Index	0.028250	0.008677	0.001130**	0.028250	0.008367	0.000733***
Link length	0.000059	0.000006	< 0.000000***	0.000058	0.000006	< 0.000000***
No. of bridges	0.028110	0.006185	0.000006***	0.027510	0.006023	0.000005***
No. of tunnels	-0.005543	0.018040	0.758670	-	-	-
No. of shelters	0.213400	0.091210	0.019290*	0.217100	0.090920	0.016933*
No. of service areas	0.023500	0.079730	0.767930	-	-	-
Truck traffic volume	0.000052	0.000006	< 0.000000***	0.000054	0.000005	< 0.000000***
AIC	4892.0			4887.0		

note: *The coefficient of correlation is significant in 0.05 (both side).
**The coefficient of correlation is significant in 0.01 (both side).
***The coefficient of correlation is significant in 0.001 (both side).

모형의 비교 평가에서 AIC값이 Model Ⅱ에서 낮게 나타나 Model Ⅰ보다는 Model Ⅱ가 더 적합함을 알 수 있다. 최종 선정된 Model Ⅱ의 변수를 이용하여 화물차 교통사고 발생 건수 예측모형을 개발하였으며, 이는 식 (8)과 같다.

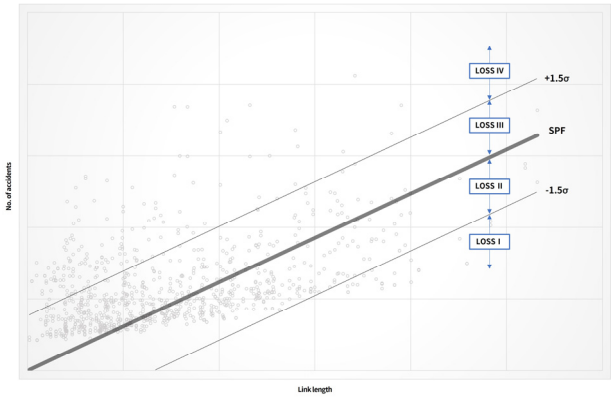
$$Y_i = e^{(-0.486+0.028x_1+0.000x_2+0.028x_3+0.217x_4+0.000x_5)} + \epsilon_i \quad \cdots\cdots (8)$$

여기서, Y_i : 추정 교통사고 발생 건수

x_1 : 화물차 연속주행시간지수, x_2 : 구간연장, x_3 : 구간 내 교량 수, x_4 : 구간 내 졸음쉼터 개수, x_5 : 화물차 교통량, ϵ_i : 오차항

위와 같이 구축한 모형을 이용하여 화물차 교통사고 건수를 예측하였다. 또한 이를 토대로 고속도로 구간별 안전등급인 LOSS를 개발하였다. LOSS는 개발된 모형을 단계별로 계층화하여 등급을 나누는 것이다 (Kononov and Allery, 2004). 본 연구에서는 LOSS를 화물차에 적용하여 고속도로 구간별 안전수준을 체계적으로 관리하고자 하였고, 특히 안전성이 낮은 LOSS Ⅳ등급에 해당하는 구간에 대해 화물차 교통사고 안전관리를 강화할 수 있는 정책적 제안의 이론적 틀로 제시하고자 하였다.

화물차 교통사고 안전등급을 평가하기 위해 예측 사고건수와 개발된 모형의 과분산 파라미터를 활용하여 표준편차를 산출한다. 이후 표준편차에 계수를 적용하여 최적 계수를 산정하고, LOSS의 경계선은 최적 계수를 적용한 표준편차에 의해 개발된 모형의 상단과 하단에 그려진다. 3개의 경계선을 기준으로 LOSS Ⅰ~Ⅳ 등급까지 4개의 등급이 생성된다. LOSS Ⅰ은 안전관리가 잘 되어 교통사고 위험이 낮은 반면, LOSS Ⅳ로 갈수록 교통사고 위험이 높게 나타난다(Park et al., 2019). 위에서 도출한 모형과 최적 계수를 이용하여 LOSS 등급별로 구분한 개념도는 <Fig. 2>와 같다.



<Fig. 2> Concept of LOSS graph

본 연구에서는 표준편차에 계수 1.5를 적용하여 최적 계수로 설정하였다. 여기에서 최적 계수는 분석가의 주관에 따라 0.5, 0.75, 1.0 등 다양하게 적용할 수 있는데, 최적 계수가 작아지면 LOSS Ⅰ과 LOSS Ⅳ에 더 많이 분포되고, 최적 계수가 커지면 LOSS Ⅱ와 LOSS Ⅲ에 더 많이 분포되며, 최적계수가 1에 가까울수록 등급별 분포가 균등함을 확인하였다. LOSS Ⅰ,Ⅱ,Ⅲ은 LOSS Ⅳ에 비해 안전관리가 비교적 덜 시급하다고 판단하여 효율적인 화물차 교통사고 안전관리를 위해 안전성이 낮은 LOSS Ⅳ에 해당하는 구간을 실질적으로 살펴보고자 최적 계수를 1.5로 적용하였다. 그 결과, <Table 5>와 같이 등급별 구간 개수가 산출되었다.

<Table 5> Evaluation contents by LOSS

Types	Evaluation contents	No. of levels
LOSS Ⅰ	low potential for accident reduction	70
LOSS Ⅱ	better than expected safety performance	481
LOSS Ⅲ	less than expected safety performance	279
LOSS Ⅳ	high potential for accident reduction	89

각 등급별 평균 교통사고 건수는 LOSS Ⅰ은 0건, LOSS Ⅱ는 3.5건, LOSS Ⅲ은 8.5건, LOSS Ⅳ는 14.0건으로 분석되어 안전등급이 LOSS Ⅰ에서 LOSS Ⅳ로 갈수록 교통사고 건수도 많아지는 것으로 나타나 등급이 적절하게 구분됨을 확인하였다.

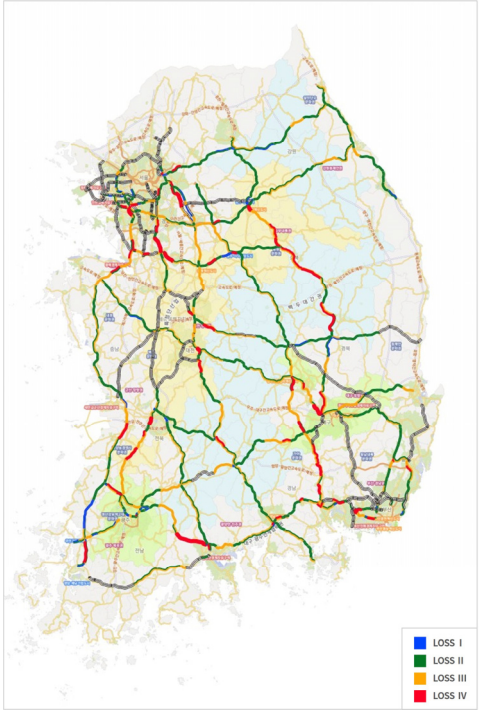
또한, 화물차 교통사고 안전관리가 실질적으로 시급한 구간을 살펴보기 위해 모든 구간에 대해 Potential for safety improvement(PSI)를 비교하였다. 여기에서 PSI는 잠재적 교통안전개선지수로 도로안전편람(Highway Safety Manual, 2010)에 따르면, 미국에서는 교통안전사업의 우선순위를 결정하는데 활용되고 있다고 한다.

교통량과 사고 건수간의 관계를 나타낸 그래프에서 실제 기대되는 사고 건수와 모형을 통해 예측한 사고 건수를 비교하고 이 차이를 잠재적 안전 개선도의 크기로 해석하였다(Kim et al., 2020). 본 연구에서는 PSI를 실제 사고 건수와 모형으로 예측한 사고 건수의 차이로 정의하였고, 다음 식 (9)와 같이 산출하였다.

$$PSI_i = N_{actual_i} - N_{predicted_i} \quad \cdots\cdots (9)$$

PSI값을 산출한 결과, LOSS 등급별로 평균 교통사고 건수의 차이는 LOSS Ⅰ은 -4.0건, LOSS Ⅱ는 -2.6건, LOSS Ⅲ은 +2.4건, LOSS Ⅳ는 +9.0건으로 분석되었다. LOSS Ⅰ의 경우 예측된 교통사고 건수보다 실제 교통사고 건수가 더 적게 발생한 것이고, LOSS Ⅳ의 경우 예측된 교통사고 건수보다 실제 교통사고 건수가 더 많이 발생한 것으로 해석된다. 예를 들어 LOSS Ⅳ의 경우 1건의 교통사고가 발생할 것으로 예측된 구간에 실제로 10건의 교통사고가 발생한 것이다. 이렇게 LOSS Ⅳ와 같이 교통사고 위험도가 높아 실제 관리가 필요한 구간을 한눈에 알아보기 위해 전국 고속도로 네트워크에 본 연구에서 산출한 LOSS 등급을 표출하였고, 그 결과 <Fig. 3>과 같다. 여기에서 LOSS Ⅰ은 파란색, LOSS Ⅱ는 초록색, LOSS Ⅲ은 노란색, LOSS Ⅳ는 빨간색으로 나타내었다.

화물차 안전관리가 필요한 구간을 LOSS Ⅳ에 해당하는 구간으로 판단하였고, 이는 총 89개 구간으로 나타났다. 특히 실제 발생 건수와 예측 건수의 차이가 큰 구간일수록 관리가 시급한 구간이라 판단하였고 상위 10개 후보구간 예시는 <Table 6>과 같다. 본 연구에서 개발된 모형으로 도출된 가장 교통사고 위험이 높은



<Fig. 3> LOSS of truck accidents on expressway

<Table 6> Example of comparison list of results

No. of Express way	Section	LOSS	Actual No. of accidents (a)	Predicted No. of accidents (b)	PSI (a-b)
100	Guri TG → Topyoung IC	Ⅳ	25	7.54	17.46
15	Songak IC → Dangjin IC	Ⅳ	24	6.63	17.37
35	Kyoungki Gwangju IC → Kyoungki Gwangju JC	Ⅳ	22	4.82	17.18
1	Namsajinwe IC → Ansung JC	Ⅳ	28	11.09	16.91
100	Songpa IC → Seongnam TG	Ⅳ	26	9.25	16.75
35	Dongseoul TG → Hanam IC	Ⅳ	20	3.77	16.23
35	Namdaejeon IC → Sannae JC	Ⅳ	19	2.83	16.17
35	Kyoungki Gwangju JC→ Gonjiam IC	Ⅳ	20	4.34	15.66
50	Seoansan IC → Gunja TG	Ⅳ	21	5.53	15.47
15	Ansan JC → Seoseoul TG	Ⅳ	23	7.53	15.47
…	…	…	…	…	…

구간은 수도권 제1순환고속도로의 구리톨게이트에서 토평IC 구간으로 나타났다. 다음으로 서해안고속도로의 송악IC에서 당진IC 구간, 중부고속도로의 경기광주IC에서 경기광주 분기점 구간, 경부고속도로의 남사진위IC에서 안성 분기점 구간 순으로 나타났다. 이와 같이 도출된 LOSS Ⅳ에 해당하는 구간을 대상으로 화물차 안전관리를 실시하여 안전성 제고를 위한 시설을 확충하거나 해당 구간 내에서 불법행위 단속을 시행하는 등 화물차 교통사고 저감을 위한 정책수립 기초자료로 본 연구결과가 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

Ⅳ. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 전국 고속도로를 대상으로 어떠한 요인이 화물차 교통사고에 영향을 주는지 파악하기 위해 고속도로 속보자료를 이용하여 포아송 및 음이항 회귀모형을 통해 화물차 교통사고 건수 예측모형을 개발하였고, 사고 발생요인 분석 및 교통사고 건수를 예측하였다. 두 가지 회귀모형의 예측 성능을 알아보기 위해 과분산 검정을 실시한 결과, 우도비 검정 통계량인 LR값이 유의하게 나타나 데이터가 과분산으로 판정되어 포아송 회귀모형보다는 음이항 회귀모형이 적합한 것으로 나타났고, 모형의 비교 평가에서도 음이항 회귀모형에서 AIC값이 낮게 나타나 포아송 회귀모형보다는 음이항 회귀모형이 더 적합한 것으로 나타났다. 화물차 교통사고 발생 건수에 유의한 영향을 주는 변수만 선정하여 음이항 축소모형을 구축하였고, 모형에서 유의한 변수는 화물차 연속주행시간지수, 구간연장, 화물차 교통량, 구간내 교량 수, 졸음쉼터 개수로 나타났다. 이렇게 구축된 모형의 표준편차를 산출하고, 이에 대한 최적 계수로 1.5를 적용하여 LOSS 등급을 설정하였고, LOSS 등급을 전국 고속도로 네트워크에 표출하였다. 그 결과 화물차 교통사고 위험도가 높아 실제 관리가 필요한 후보구간을 한눈에 알아볼 수 있었다.

기존 선행연구 논문을 살펴보면 회귀모형을 이용하여 교통사고 예측모형 연구나 교통사고 발생 요인을 분석하는 연구는 많이 수행되어왔다. 하지만 도로 구간별로 교통사고 위험도를 진단하고 실질적으로 안전관리가 시급한 구간을 제시하는 연구는 드물었다. 본 연구에서는 교통사고 건수 예측에 더불어 전국 고속도로의 콘존별로 화물차 교통사고 위험도를 진단하였다. 교통사고 위험이 높게 나타난 구간을 화물차 안전관리가 시급한 후보구간으로 제시하여 화물차 안전성 제고를 위한 시설을 추가 확충하거나, 불법행위를 단속할 적절한 위치를 확보하는 등 고속도로에서의 화물차 교통사고 저감을 위한 정책수립의 기초자료로 본 연구결과가 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

다만, 본 연구에서는 원인차 차종이 화물차인 교통사고만 추출한 것이며, 국토교통부에서 고시하는 12종 차종 분류 중 3~7종에 해당하는 화물차 교통사고 자료를 이용하였다. 향후 화물차 뿐만 아니라 트레일러 등 다양한 차종에 대한 분석을 추가한다면 차종별 특성에 대해 사고 발생요인을 보다 다양하게 파악할 수 있다. 추가로 정밀도로지도를 활용하여 도로의 구배, 곡선반경, 교량의 길이 등 도로기하구조의 특성을 반영할 수 있는 상세한 자료 확보가 가능해진다면 본 연구에서 제시한 설명변수 외에 구체적인 기하구조의 특성을 반영한 교통사고 예측모형을 개발할 수 있을 것이다. 또한 화물차 교통사고의 주요 원인은 운전자의 안전수칙 미준수와 안전운행 불이행 등이 대부분을 차지하고 있으므로 화물차 디지털운행기록계(digital tacho graph) 자료를 활용하여 운전자의 위험행동을 설명변수에 반영한다면 운전자의 근본적인 문제를 파악하여 화물차 교통사고 저감을 위한 제반 정책 수립에 활용될 수 있을 것이라 사료된다.

ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 국토교통부 및 국토교통과학기술진흥원의 연구비지원(RS-2022-00142239)에 의해 수행되었습니다.

REFERENCES

Baek, S. K., Han, E., Yun, I. S. and Kim, S. G.(2017), "A Necessaries and Effects of Lane Changing in Tunnel and Bridge", *Transportation Technology and Policy*, vol. 14, no. 3, pp.63-71.

Gunst, R. F. and Mason, R. L.(1980), *Regression Analysis and Its Applications*, Dekker, New York.

Han, D. J., Ji, M. G. and Kim, E. C.(2020), "Characteristics and Traffic Accidents in Drowsy Rest Areas on Freeways", *International Journal of Highway Engineering*, vol. 22, no. 4, pp.41-49.

Highway Safety Manual(2010), *AASHTO(American Association of State Highway and Transportation Officials)*.

Hong, S. M., Kim, J. K. and Oh, C.(2012), "Characteristics of Geometric Conditions Affecting Freeway Traffic Safety at Nighttime, Sunrise, and Sunset", *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 30, no. 4, pp.95-106.

Jeong, J. P. and Choi, J. H.(2014), "Poisson Regression and Negative Binomial Regression Model Fit for Traffic Accidents", *Journal of the Korean Data Analysis Society*, vol. 16, no. 1(B), pp.165-172.

Jong, P. and Heller, G. Z.(2008), *Generalized Linear Models for Insurance Data*, Cambridge University Press.

Kang, C. M., Chung, Y. S. and Chang, Y. J.(2019), "Injury Severity Analysis of Truck-involved Crashes on Korean Freeway Systems using an Ordered Probit Model", *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, vol. 39, no. 3, pp.391-398.

Kim, H. S., Park, J. Y. and Son, S. O.(2020), "Assessing Bicycle Safety Performance on Urban Area Using Public Big Data", *Conference of Korean Society of Transportation*, vol. 83, pp.150-151.

Kim, H. Y. and Heo, T. Y.(2012), "A Development of Traffic Accident Model Using Generalized Poisson Regression Model", *Journal of Korea Planners Association*, vol. 47, no. 1, pp.129-138.

Kim, Y. W.(2017), *Do it R for Data Analysis*, Easypublishing.

Kononov, J. and Allery, B. K.(2004), "Level of service of safety: Conceptual blueprint and analytical framework", *Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1840, no. 03-2112, pp.57-66.

Korea Road Traffic Authority, http://taas.koroad.or.kr, 2022.10.05.

Korean National Police Agency, http://police.go.kr, 2022.10.05.

Lee, H. H.(2019), *Development of traffic accidents prediction model of expressway freight car*, Master's Thesis, University of Ajou.

Lee, I. H.(2016), *EasyFlow Regression Analysis*, Hannarae Academy.

Miaou, S. and Lum, H.(1993), "Modeling Vehicle Accidents and Highway Geometric Design Relationships", *Accident Analysis and Prevention*, vol. 25, pp.689-709.

Mun, S. R., Lee, Y. I. and Lee, S. B.(2012), "Developing a Traffic Accident Prediction Model for Freeways", *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 30, no. 2, pp.101-116.

Park, J. Y., Kim, D. K., Ryu, J. E., Lee, H. S. and Park, J. B.(2018), “Analysis of the Risk of Drowning Accidents on Expressways Using Continuous Driving Time Data of Individual Vehicles”, *Conference of Korean Society of Transportation*, vol. 78, pp.198-203.

Park, W. I., Kim, K. H., Park, S. M. and Yun, I. S.(2019), “Study on Development of Bus Traffic Accident Prediction Models and Safety Rating according to Driver’s Working Conditions”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 37, no. 4, pp.322-337.

Park, Y. W., Kwon, O. H. and Park, S. H.(2015), “Development of an Accident Prediction Model for Highway Work zones”, *Conference of Korean Society of Transportation*, vol. 73, pp.239-244.

Seo, I. K., Kang, D. Y., Park, J. J. and Park, S. H.(2015), “Development of Safety Performance Function Based on Expressway Alignment Homogeneous Section”, *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, vol. 35, no. 2, pp.397-405.

Seok, H. E., Choi, J. H., Son, Y. T. and Kim, Y. J.(2016), “Development of Traffic Accident Forecasting Model for Roundabout using Poisson Regression Model and Negative Binomial Regression Model”, *Conference of Korean Society of Transportation*, vol. 75, pp.159-164.

Sin, G. H., Song, Y. J. and You, Y. G.(2011), “Bridge Road Surface Frost Prediction and Monitoring System”, *International Journal of Contents*, vol. 11, no. 11, pp.42-48.

Yook, D. H., Kim, J. J., Seol, S. H., Choi, M. H. and Lee, S. W.(2022), “Advances of Location Strategies for Highway Rest Areas”, *Transportation Technology and Policy*, vol. 19, no. 4, pp.39-44.