

연속주행시간을 고려한 운전자 위험운전행동의 정량화 방법

이현미* · 이원우** · 장정아***

Quantification Method of Driver's Dangerous Driving Behavior Considering Continuous Driving Time

Hyun-Mi Lee* · Won-Woo Lee** · Jeong-Ah Jang***

요약

본 연구는 운전자의 위험운전행동을 평가하고 정량화한 방법에 관한 것이다. 정량화 방법은 차량의 운행을 시작 이후 휴식 없이 연속적으로 주행한 시간, 과속, 급가속, 과속주행 시간 등 다양한 주행정보를 실시간으로 산출하도록 한다. 이러한 정량화된 위험운전행동 값은 개별로 안전운전지수로 제공하거나, 도로를 운행하는 운전자에 대하여 집단에 대한 평가 혹은 차량군에 대한 평가 등으로 객관화하는데 사용할 수 있다.

ABSTRACT

This study is a method for evaluating and quantifying driver's dangerous driving behavior. The quantification method calculates various driving information in real time after starting the vehicle operation such as the time that the vehicle has been continuously driven without a break, overspeed, rapid acceleration, and overspeed driving time. These quantified risk of driving behavior values can be individually provided as a safe driving index, or can be used to objectify the evaluation of a group of drivers on roads, or vehicle groups such as cargo/bus/passenger vehicles.

키워드

Mobile Data, Quantification Method, Dangerous Driving Behavior, Safe Driving Score, Entropy
모바일 데이터, 정량화 방법, 위험운전 행동, 안전운전 점수, 엔트로피

1. 서론

운전자의 주행습관은 교통사고 발생에 중요한 요인이다. 운전자의 올바르지 않은 운전습관 때문에 발생하는 안전 불이행으로 인한 교통사고는 전체 교통사

고의 절반 이상을 차지한다[1-2].

위험운전 평가는 도로를 이용하는 운행 기본정보와 주행환경정보, 위험운전행동, 주행 및 운행정보 등 위험운전에 영향을 주는 주요인들을 기반으로 정량화할 수 있다[3-5]. 종래의 기술로 교통안전공단에서는 사

* 아주대학교 교통시스템공학과 박사과정(hm0625@ajou.ac.kr)

** 교신저자: 도로교통연구원 ICT융합연구실

*** 아주대학교 교통시스템공학과 연구교수(azang@ajou.ac.kr)

• 접수일 : 2022. 06. 25

• 수정완료일 : 2022. 07. 19

• 게재확정일 : 2022. 08. 17

• Received : Jun. 25, 2022, Revised : Jul. 19, 2022, Accepted : Aug. 17, 2022

• Corresponding Author : Won-Woo Lee

ICT Convergence Research, Korea Expressway Corp. Research Institute

Email : wonwoo.lee@ex.co.kr

업용 차량에 디지털 운행기록장치 장착을 의무화했다. 디지털 운행기록 장치로부터 수집되는 주행 데이터는 교통안전공단의 운행기록분석시스템에서 운전습관을 파악하고 관리하기 위해 분석에 활용되며, 교통사고를 예방하고 안전운전을 할 수 있도록 분석 정보를 운전자에게 제공한다. 교통안전공단의 위험운전행동 정량화 점수는 위험운전요인과 그에 대한 위험 정도인 가중치를 통해 산출되는데, 이는 전문가 설문을 통해 도출된 값으로 전문가들의 주관적 평가라는 한계점이 존재한다. 또한 고속도로에서의 주행은 일반도로에 비해 위험상황 출현이 적은 교통상황에서 이루어지는데, 특히 장기주행의 경우 전방 주시가 지속적으로 유지되어야 하는 단조로운 운전 특징이 나타나며 이는 단조로움에 빠지거나 주의력 저하 되는 등 졸음운전 유발 또는 주시 태만이 발생하여 심각한 사고를 유발할 수 있다[6]. 따라서 운전자의 연속주행 시간은 위험운전평가 요인으로 고려되어야 한다.

본 연구는 종래에 알려진 위험운전행동 정량화 점수와 크게 다음과 같이 2가지 측면이 다르다. 첫째, 위험운전행동 정량화를 위한 위험운전요인의 가중치를 수집된 데이터 기반으로 자동 산출될 수 있도록 하였다. 둘째, 졸음운전을 유발할 수 있는 운전자의 연속주행 시간[7-8]을 위험운전요인으로 채택하여 안전운전 정량화에 활용하였다. 연속주행 시간을 정립하기 위하여 특정시간(예, 15분)이상 휴게소/졸음쉼터 등에 정차하는 통행과 그렇지 않은 통행을 구분하기 위하여 위험운전평가 단위인 통행(Trip)을 구분하여 활용하였다.

하고, 수집 데이터 기반의 자동화된 가중치 산정을 통해 위험운전행동을 정량화하여 안전운전 정보제공 및 유도 서비스를 제공하게 된다. 서비스는 개별 차량에 위험운전행동 지수를 제공하거나 도로별, 시간대별 위험 운전패턴을 규정하는 등으로 활용할 수 있다.

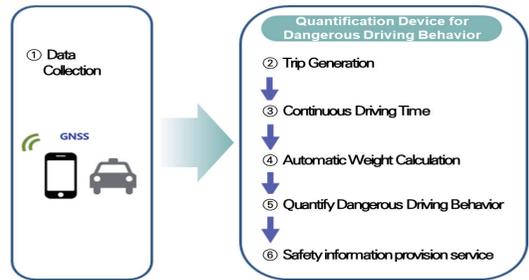


그림 1. 위험운전행동 정량화 장치 구성
Fig. 1 Quantification device configuration of dangerous driving behavior

2.2 데이터 수집 방법

스마트폰의 GPS 센서를 통해 차량의 운행데이터를 자동으로 수집할 수 있도록 그림 2와 같이 애플리케이션을 개발하였다. 사용자가 앱을 사용하면 로딩 화면으로 시작하여 가입과 차량등록화면인 온보딩 과정을 거쳐서 실제 데이터 수집하는 화면인 홈 화면과 운전습관, 설정 등의 화면으로 구성되었으며 차량의 정보와 위치 정보를 활용하여 고속도로를 이용하는 운전자의 운전 패턴을 분석하여 위험운전 지수를 표시하는 솔루션이다.

II. 데이터 수집 및 연구 방법론

2.1 구성

차량운행데이터는 도로를 운행하는 차량의 운행정보로 클라우드/센터 등에 있는 위험운전행동 정량화 장치로 정보를 제공한다. 위험운전행동 정량화 장치는 클라우드/센터에 있어 시간별 차량 데이터를 수집 및 처리하는 부분이다. 위험운전행동 정량화 장치의 핵심 기능은 그림 1과 같이 수집된 운행데이터의 통행을 구분하는 것이다. 이후 구분된 통행별 연속주행시간을 생성

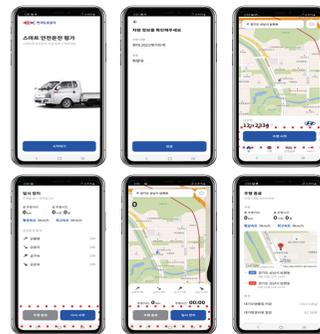


그림 2. 데이터 수집용 앱
Fig. 2 Application for data collection

스마트폰 애플리케이션으로부터 수집된 정보는 표 1과 같으며, 운전자 및 차량정보, 주행정보, 위험운전 행동 정보를 포함하고 있다. 통행 씬 정보(15분)를 기반으로 특정 시간 이상 정차 및 휴게소에 머물렀을 경우 다른 통행으로 분류하였다. 또한 한번의 여정 (Travel) 안에서 발생한 일반도로와 고속도로에서의 통행을 다른 통행으로 분류하였다.

표 1. 수집 데이터 항목
Table 1. Data table

Category	Data	Information	unit
Vehicle Information	Car	Car Number	-
	Date	Date	yymmdd
	Travel No.	Travel No	count
	Trip No.	Trip No	count
Driving Information	Departure time	Departure time	hhmmss
	Arrival time	Arrival time	hhmmss
	Travel No.	Travel No	count
	Trip No.	Trip No	count
	Road	Highway/General	-
	Distance	Driving Distance	km
	Distance Accumulation	Distance Accumulation	km
	Continuous Driving Time	Continuous Driving Time	minute
Drive Velocity	Vehicle Velocity	kph	
Driving Behavior Information	Speeding	Driving 20km/h over the road speed limit	count
	Long term speeding	Driving 20km/h over the road speed limit for more than 3 minutes	count
	Sudden acceleration	5km/h acceleration per second in 6.0km/h over	count
	Sudden deceleration	8km/h deceleration per second in 6.0km/h over	count
	Rapid start	starting at speed of 5km/h or less by accelerating 6km/h over per second	count
	Rapid stop	speed becomes 5km/h or less by decelerating 8km/h over per second	count

2.3 자동화된 가중치 산정

데이터의 정보적 특성을 고려할 수 있는 정보 엔트로피의 개념을 활용하였다. 정보 속성별 크기의 분포를 고려한 분산에 따라 엔트로피가 결정된다. 확률(p)이 높을수록 정보량은 적어지고, 확률(p)이 낮을수록 정보량은 커지는 특성을 가지며, 각 지표가 가지고 있

는 평균 정보량을 계산하여 엔트로피를 산출한다. 엔트로피 가중치 산정 절차는 다음과 같다. 지표의 변수들이 각 지표의 값을 대표하도록 자료를 구성한다[9]. 이후 정규화 과정 후, 지표의 엔트로피 값을 산정 및 최종적으로 엔트로피 가중치를 산정한다[10]. 엔트로피 산출 방법은 측정된 위험운전 행동 횟수를 식(1)과 같이 지표별 발생 확률로 바꾸고 발생확률을 기반으로 각 지표의 평균 정보량은 산출하여 나타낸다. 엔트로피 가중치 산정 식은 식 (1)과 같다.

$$x_{ij} = \text{Dangerous driving behaviour factor} \quad (1)$$

$$\text{where } i(\text{Trip}) = 1, 2, \dots, m \\ j(\text{Dangerous driving behaviour}) = 1, 2, \dots, n$$

위험운전행동 지표의 행렬 구성 및 정규화 값은 식 (2)와 같이 나타나며, 위험운전행동 지표별 엔트로피 산정은 식(3)과 같다.

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} \end{bmatrix}, p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (2)$$

$$E_j(\text{Entropy}) = -\alpha \sum_{i=1}^m p_{ij} \log p_{ij}, \alpha = \frac{1}{\log m} \quad (3)$$

마지막으로 계산된 항목별 엔트로피를 고려하여 엔트로피 가중치 산정은 식 (4)와 같다.

$$\omega_j(\text{weight}) = \frac{E_j}{\sum_{j=1}^n E_j} \quad (4)$$

엔트로피는 자료가 흩어져있고 불확실성이 높은 경우 더 큰 값을 나타내는데 이러한 특성을 이용하여 도로에서 발생하는 위험운전행동 분포가 클 경우 운전자의 운전특성이 다양하여 많은 정보를 가지고 있다고 해석할 수 있다. 엔트로피를 이용한 가중치 산정 방법은 자료의 정량적 특성을 반영하는 객관적인 분석이 가능하다.

2.4 위험운전행동 정량화

앞에서 산출된 가중치를 기반으로 한 위험운전행동 정량화 수식은 다음과 같다. 위험운전행동 변수인 i 는 과속, 장기과속, 급가속, 급감속, 급출발, 급정지, 연속주행시간 등의 값이다. Y_1 는 식(5)와 같이 고속도로 위험운전점수, Y_2 는 식(6)과 같이 일반도로 위험운전점수이다.

$$Y_1(\text{Highway dangerous driving score}) = \sum_{i=1}^n h w_i h_i,$$

$$h w_i = \text{weight}, h_i = \text{event counts on highway per 100km} \quad (5)$$

$$Y_2(\text{Road dangerous driving score}) = \sum_{i=1}^n r w_i r_i,$$

$$r w_i = \text{road weight}, r_i = \text{event counts on road per 100km} \quad (6)$$

전체 여정은 고속도로와 일반도로의 두 가지 통행에서의 점수의 평균(Y)으로 식(7)과 같이 산정한다.

$$Y(\text{Dangerous driving score}) = \frac{Y_1(\text{Highway}) + Y_2(\text{Road})}{2 \text{trips}} \quad (7)$$

위험운전행동 점수는 값 변환을 위해 표준화를 거쳐 0과 1 사이 값으로 재표현한 후 100을 곱하여 점수로 활용한다. 안전운전점수로의 환산은 100에서 위험운전행동점수를 차감하는 식으로 산출하였다.

III. 실증 및 분석 결과

3.1 실증 운행 차량의 도로별 주행 특성

화물차량을 대상으로 실증운행을 통해 데이터를 수집하였다. 전체 총 39대수, 809여정, 1,840건의 통행데이터, 운행데이터 수집하여 분석에 활용하였다. 고속도로 통행 1,162건(63.2%), 일반도로 통행 678건(36.8%)의 통행이 분석에 활용되었다.

3.2 위험운전행동별 가중치 산출 결과

본 연구에서 제안하는 엔트로피 가중치 산정방법과

비교를 위해 계층화분석법(AHP, Analytic Hierarchy Process)에 의한 가중치를 산출하였다. 화물차 운전자 30명을 대상으로 고속도로/일반도로 주행 시 사고 및 안전에 영향을 주는 위험운전항목의 중요도에 대한 설문조사를 진행하였고 그 결과는 아래 표2와 같다.

화물차를 대상으로 실증주행을 통해 수집된 총 1,840건의 통행 데이터를 기반으로 안전운전행동에 해당하는 7가지 위험운전행동 특성별 엔트로피 가중치 산정 결과 값은 아래 표3과 같다. 고속도로에서는 급가속, 과속, 급감속 순으로 중요도가 높은 것으로 나타났다. 일반도로에서는 급가속, 급출발, 급감속, 과속, 연속주행시간 순으로 중요도가 높은 것으로 나타났다. 장기과속과 급정지는 이벤트가 발생하지 않아 가중치가 0값이 나타났다.

표 2. AHP기반 가중치 산출
Table 2. AHP weight calculation

Dangerous Driving Behavior	AHP weight calculation			
	Highway		General Road	
	weight	Rank	weight	Rank
Speeding	24.36	1	19.2	1
Long term speeding	17.54	2	16.5	3
Sudden acceleration	12.71	3	12.1	5
Sudden deceleration	12.38	4	16.8	2
Rapid start	10.62	7	9.1	7
Rapid stop	11.48	5	16.3	4
Continuous Driving Time	10.92	6	10.0	6

표 3. Entropy 기반 가중치 산출
Table 3. Entropy weight calculation

Dangerous Driving Behavior	Entropy Method			
	Highway		General Road	
	weight	Rank	weight	Rank
Speeding	20.0	3	19.0	5
Long term speeding	0	6,7	0	6,7
Sudden acceleration	21.3	1	22.1	1
Sudden deceleration	19.4	4	20.0	2
Rapid start	20.4	2	19.6	3
Rapid stop	0	6,7	0	6,7
Continuous Driving Time	18.9	5	19.3	4

3.4 안전운전점수 적용 및 데이터 분석 결과

실증데이터 기반의 가중치 산출 방법론에 따른 안전운전점수 분포는 아래 그림과 같으며 위험운전행동 다발생 또는 이상치 보정을 위해 sklearn의 MinMaxScaler를 통해 재환산하였다. 안전운전점수로의 환산을 위하여

100에서 위험운전행동점수를 차감하는 식으로 산출한 결과는 고속도로의 안전운전 점수 분포는 그림3과 같이 나타났다. AHP 방법론을 적용한 안전운전점수의 결과는 안전운전지수 90점 이상(75.2%), 70~89점(20.3%), 70점 이하(4.5%)의 분포로 나타났고, 엔트로피 방법론을 적용한 안전운전점수의 결과는 90점 이상(71.9%), 70~89점(21.9%) 70점 이하(6.2%)로 나타났다.

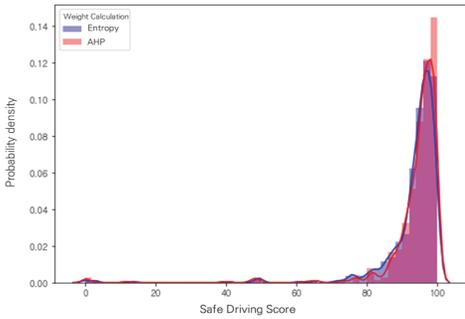


그림 3. 고속도로 안전운전점수 분포
Fig. 3 Distribution of safety driving score for highway

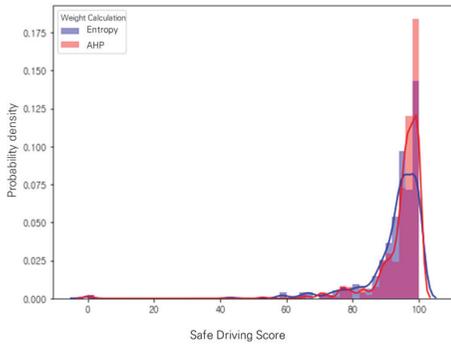


그림 4. 일반도로 안전운전점수 분포
Fig. 4 Distribution of safety driving score for general road

일반도로의 안전운전 점수 분포는 그림4와 같이 나타났다. AHP 방법론을 적용한 안전운전점수의 결과는 안전운전지수 90점 이상(77.4%), 70~89점(20.1%), 70점 이하(2.5%)의 분포로 나타났고, 엔트로피 방법론을 적용한 안전운전점수의 결과는 90점 이상(69.1%), 70~89점(25.8%) 70점 이하(5.1%)로 나타났다.

주행거리에 따른 안전운전점수 비교 결과는 그림5와 같이 나타났다. 가중치 산출방법론에 따른 안전운전 점수는 주행거리가 짧을수록 비슷한 결과가 주행거리가 클수록 점수에 차이가 나타났다. 이는 주행거리가 길어질수록 위험운전행동이 더 많이 발생하는데, 고정값인 AHP보다 데이터 분포에 따라 가중치가 변하는 엔트로피 기반의 점수에서 위험운전행동이 더 민감하게 반영된다고 볼 수 있다.

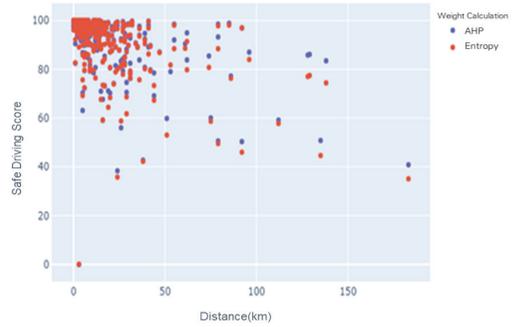


그림 5. 주행거리에 따른 안전운전점수 비교 결과
Fig. 5 Comparison result of safe driving score according to mileage

도로별 주행거리에 따른 안전운전점수 비교 결과는 그림6과 같이 나타났다. 고속도로의 점수 분포가 일반도로보다 크게 나타나며, 고속도로의 엔트로피기반 안전운전점수가 AHP보다 큰 분포가 나타났다.

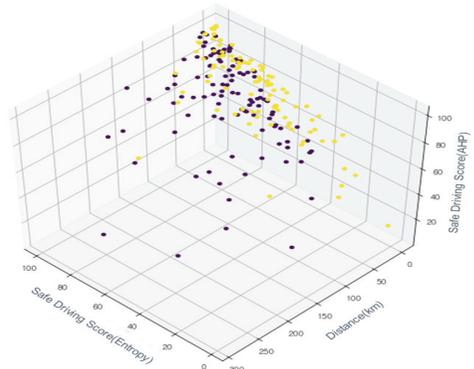


그림 6. 도로별 주행거리에 따른 안전운전점수 비교 결과
Fig. 6 Comparison result of safe driving score according to mileage by road

IV. 결론 및 향후 과제

본 연구에서 제시한 위험운전행동 값의 정량화 방법은 개별로 안전운전지수로 제공하거나, 도로를 운행하는 운전자에 대하여 집단에 대한 평가 혹은 차량군에 대한 평가 등으로 객관화하는데 사용할 수 있다. 이외에 지역별 위험운전 행동값을 통하여 위험지역 산정 등 위험시설 개선지점 산정 등으로 활용할 수 있다. 또한 운전자별 맞춤 정보제공을 통해 운전자가 운전습관을 파악하여 스스로 운전습관이 개선될 수 있도록 위험운전행동의 정량적 평가기준으로 활용이 가능하다. 이를 통해 운전자들의 운전습관이 개선되고 교통사고 감소로의 효과가 기대된다.

References

[1] K. Kwon, J. Joo, and J. Jin, "Driving behavior and Driving Habit Analysis Utilizing Big Data Platform," *J. of Information Technology and Architecture*, vol. 12, no. 4, 2015, pp. 667-675.

[2] J. Jin, B. Yoo, W. Lee, and G. Kim, "Development of technology in estimating of high-risk driver's behavior," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 11, no. 5, 2016, pp. 531-538.

[3] Y. Kong, H. Kim, Y. Lee, and S. Kang, "Development of incident detection algorithm using GPS Data," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 16, no. 4, 2021, pp. 771-782.

[4] E. G. Mantouka, E. N. Barmounakis, and E. I. Vlahogianni, "Mobile sensing and machine learning for identifying driving safety profiles," *Transportation Research Board 97th Annual Meeting*, Washington DC, United States, 2017.

[5] A. Stavrakaki, D. I. Tselentis, E. Barmounakis, E. I. Vlahogianni, and G. Yannis, "Estimating the Necessary Amount of Driving Data for Assessing Driving Behavior" *Sensors*, vol. 20, no. 9, 2020, pp. 2600-2612.

[6] I. D. Brown, "Driver fatigue," *the J. of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 36, no. 2, 1994, pp. 98-314.

[7] S. Park, "Analysis of Motor Carrier Crash Risk

with Driver Hours of Service," *Korean Society of Road Engineers*, vol. 12, no. 1, 2010, pp. 21-27.

[8] J. Cho, H. Lee, J. Lee, and D. Kim, "The Hazardous Expressway Sections for Drowsy Driving Using Digital Tachograph in Truck," *Korean Society of Transportation*, vol. 35, no. 2, 2017, pp. 160-168.

[9] S. Lee, J. Kang, H. Bae, and D. Yoon, "Vulnerability Assessment of the Air Pollution Using Entropy Weights: Focused on Ozone," *J. of the Korean Association of Regional Geographers*, vol. 24, no. 4, 2015, pp. 751-763.

[10] B. Kal, J. Park, S. Kim, K. Shim, S. Shin, and S. Choi, "A Study on Evaluation of Water Quality Measurement Network in the Nakdong River Tributary Using TOPSIS," *Korean Wetlands Society*, vol. 24, no. 1, Feb. 2022, pp. 44-51.

저자 소개

이현미(Hyun-Mi Lee)



2014년 London School of Economics and Political Science (통계학석사)

2017년~현재 아주대학교 교통공학과 연구원
2020년 아주대학교 교통공학과 박사과정 수료
※ 관심분야 : ITS통신시스템, ICT, C-ITS

이원우(Won-Woo Lee)



2014년 한양대학교 대학원 전자컴퓨터통신공학과 졸업(공학박사)

2018년~현재 한국도로공사 도로교통연구원 수석연구원
2002년 광운대학교 대학원 전과공학과 졸업(공학석사)
※ 관심분야 : ITS통신시스템, ICT, C-ITS

장정아(Jeong-Ah Jang)



2009년 아주대학교 대학원 교통공학과 졸업(공학박사)

2014년~현재 아주대학교 TOD기반지속가능도시교통연구센터 연구교수
2002년 아주대학교 대학원 교통공학과 졸업(공학석사)
※ 관심분야 : ITS통신시스템, ICT, C-ITS