

사고 위험도 지수 기반 실시간 블랙아이스 경보 서비스

나정호*¹, 강윤아*², 김지혜*³, 오효정**

Real Time Black Ice Warning Alert Service based on Accident Risk Index

Jeong Ho Na*¹, Yoona Kang*², Ji Hye Kim*³, and Hyo-Jung Oh**

이 논문은 2021년도 전북대학교 연구기반 조성비 지원에 의하여 연구되었음.
이 논문은 2021년도 한국연구재단 연구비 지원에 의한 결과의 일부임 (NRF-2021R111A3047435)

요 약

매년 자동차의 수요가 높아짐에 따라 교통사고의 빈도가 늘어나고 있으며, 특히 동절기 블랙아이스에 의한 사고가 증가하고 있는 추세이다. 이에 본 논문에서는 선행연구에서 도출한 국토교통 공공 빅데이터 기반 블랙아이스 발생 예측 모델 결과를 활용해 현재 이용자의 위치에 따른 노면 상태와 사고 위험도를 지수화하고 위험 단계에 따라 실시간으로 블랙아이스 경보를 발령하는 서비스 모델을 제안하고자 한다. 이를 위해 먼저 이질·다형의 고속도로 교통사고 데이터를 수집하여 국토교통, 기상정보 등과 통합하였다. 이후, 회귀분석을 통해 교통사고 발생과 관련이 있는 요인을 선별하여 사고 위험도 지수를 도출하고 이를 운전자 이동 경로에 실시간으로 시각화하는 경보 서비스를 구현하였다. 본 연구는 실시간 경보서비스를 통해 블랙아이스로 인한 사고를 사전에 예방함으로써 교통사고 사망률을 낮추는데 기여할 것이며 효율적인 도로교통상황 알림 서비스의 기반으로 활용되길 희망한다.

Abstract

As the demand for automobiles increases every year, the frequency of traffic accidents is also increasing. In particular, accidents caused by black ice in winter are on the rise. In this study, we propose a real time black ice warning alert service model that measures the accidents risk according to the results of the black ice formation prediction model using heterogeneous and diverse public open big data and provides road surface condition and accident risk based on the current user's location. To this end, we collected highway traffic accident data, and integrated with land, infrastructure, transport and meteorological data. subsequently, we selected the factors that have a valid effect on traffic accident and derived accident risk index using regression analysis. In addition, we developed a warning alert service by visualizing it through the web. This study is meaningful to prevent accidents caused by black ice in advance through a real-time alert service.

Keywords

black ice, accident risk index, real-time warning alert service, mash-up visualization, big data

* 전북대학교 기록관리학과 석사과정
- ORCID¹: <http://orcid.org/0000-0001-5118-3239>
- ORCID²: <http://orcid.org/0000-0002-2669-7438>
- ORCID³: <http://orcid.org/0000-0002-0045-3670>
** 전북대학교 문헌정보학과 부교수
의료정보융합연구소 연구원 (교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8067-2832>

· Received: Nov. 08, 2021, Revised: Dec. 08, 2021, Accepted: Dec. 11, 2021
· Corresponding Author: Hyo-Jung Oh
Dept. of Library & Information Science, Jeonbuk National University, 567
Baekje-daero, Deokjin-gu, Jeonju, Jeollabuk-do, Korea (54896)
Tel.: +82-63-270-3208, Email: ohj@jbnu.ac.kr

I. 서 론

우리나라는 1970년대 새마을운동 이후 눈부신 경제성장을 이루어내면서 자동차의 수요 또한 급속하게 높아진 것으로 분석된다. 1980년도에는 우리나라의 총 자동차등록대수가 52만 7천여 대였으나, 2019년 기준 2,367만대를 넘어서고 있으며, 자동차의 수요가 증가한 만큼 교통사고 또한 늘어나고 있다[1]. 특히, 블랙아이스(Black ice)에 의한 사고가 늘어나고 있는 추세이다.

도로교통공단 교통사고분석시스템에 의하면, 블랙아이스에 의한 사고는 16년도 1,135건, 17년도 1,359건, 18년도 1,349건으로 나타나 매년 증가하고 있으며, 지난 3년 동안 블랙아이스로 인한 사망자수(105명)는 적설(37명)에 비해 약 2.48배 높은 것으로 나타났다. 그러나 블랙아이스 사고에 대한 예방책은 여전히 제동 관련 장치 점검, 사전 도로정보 파악, 안전운전 등 여전히 운전자에게 크게 의존하고 있는 실정이다[2][3].

이에 본 논문에서는 블랙아이스 예측 결과에 따라 사고 위험도를 측정하고 이를 이용자에게 알려주는 실시간 위치기반 경고 서비스 모델을 제안하고자 한다. 이를 위해 다양한 교통사고 발생 요인을 분석하여 교통사고 위험도를 지수화하고, 블랙아이스 발생 구간과 사고 위험도를 운전자 이동 경로 GPS에 기반해 시각화하는 방안을 제시한다.

본 연구는 이질(Heterogeneous)·다형(Diverse)의 데이터를 수집 및 정제하여 기계학습 기반의 고속도로 블랙아이스 발생 구간 예측 모델 개발[4]의 후속 연구로, 논문의 구성은 다음과 같다.

2장에서는 교통사고 위험도 측정 및 도로교통상황 알림 서비스와 관련된 선행 연구들의 한계점을 도출하고 본 연구와의 차별점을 제시한다. 3장에서는 블랙아이스 경보 서비스 전체 구성도와 시각화를 위한 데이터 구조화 방법에 대해 기술한다. 4장에 데이터 시각화 결과와 블랙아이스 발생 경고 서비스 구현 방안을 제시하고, 마지막으로 서비스를 구현하는 과정에서 발생한 문제점 및 한계점에 대해 서술하고 향후 연구 방향에 대해 논하고 결론을 맺고자 한다.

II. 관련 연구

본 장에서는 교통사고 위험도 산출과 관련된 연구와 교통안전정보를 시각화하여 제공하는 서비스와 관련된 선행연구를 살펴보고 본 연구와의 차이점을 논의하고자 한다.

교통사고 위험도 지수(Traffic accident risk index)는 교통사고 발생 경향성을 측정하기 위한 것으로, 교통사고 발생위험을 수치화된 점수로 표현함으로써 교통사고 발생 위험도에 대한 상대적인 차이를 살펴볼 수 있다[5]. 이러한 특성 덕분에 여러 교통사고 요인으로 인한 해당 노선의 상대적인 위험도를 직관적으로 표현하는 것이 가능하다.

교통사고의 위험도를 산출하는 초기 연구에서는 주로 교통 데이터와 기상 데이터를 활용하는 방법이 활용되고 있었다. 강승림 등(2003)은 GIS를 기반으로 도로의 선형조건을 이용해 고속도로의 사고 위험도 산출 및 평가 방법을 제시하였다[6]. 조재경 등(2018)은 기상 데이터 중 시정거리에 주목하였으며, 시정거리와 대형 교통사고 발생 간 높은 상관관계를 주장하였다[7]. 김형준(2017)은 사고 당시의 기상정보와 교통사고정보, 도로 기하구조정보 등을 융합하고 데이터베이스를 구축하여 고속도로에서의 사고발생 위험도를 지도상에 표시함으로써 도로 위험도 정보를 사용자들에게 가시적으로 제공할 수 있도록 하였다[8].

지금까지 언급한 관련 연구는 공통적으로 교통량, 기상, 교통사고 발생률 등 제한된 영역의 데이터만을 활용해 교통사고의 위험도를 산출했다는 한계가 있다. 특히 본 연구와 같이 교통사고 치사율에 가장 큰 영향을 미치는 자질로 노면상태를 규명하고 사고 위험도 간 상관관계를 파악한 연구는 거의 없었다.

교통안전정보를 제공하는 서비스와 관련된 연구는 다음과 같다. 먼저, 김종덕 등(2019)은 운전자에게 도로 위 가변위험정보를 실시간으로 전달하기 위해 복합측위정보를 사용한 전용 단말장치를 중심으로 SDIOT(Software Defined Internet of Thing) 기반의 도로위험정보알림 서비스를 연구하였다[9]. 백장운 등(2020)은 옛지카메라라는 특수 CCTV장비를

통해 실시간으로 교통객체를 검지하고 도로위험이 검지되면 RSU(Remote Service Units)를 통해 운전자에게 도로위험 메시지를 전송하는 시스템을 제안하였다[10].

앞서 살펴본 교통안전정보 알림 서비스는 대부분 특수 목적으로 개발된 별도의 기기를 통해 위험객체를 실시간으로 관측 및 분석하여 위험 정보를 운전자에게 제공한다. 이러한 서비스는 대상 차량 또는 모든 고속도로 구간에 도로위험을 검지하는 특수 장비가 설치되어 있어야 한다는 전제조건이 선결되어야 하는 것으로, 이는 높은 설치 및 유지보수비용을 요구한다.

본 연구는 도로교통 분야에 공개된 공공데이터를 기반으로 블랙아이스 발생 구간을 예측하고 해당 구간에 기존에 설치된 VDS(Vehicle Detection System)의 교통데이터나 AWS(Automatic Weather System)의 기상 데이터를 활용하였다는 점에서 제안 서비스 개발 비용을 절감하고 적용 구간을 확대할 수 있다는 장점이 있다.

III. 블랙아이스 경보 서비스 설계

블랙아이스는 특정 시간대나 날씨에 따라 짧은 시간 동안 발생하며, 도로의 통행량 등 교통상황에 의해 그 위험도가 계속해서 변하게 된다. 그러나 기존의 상용 교통안전 서비스는 이용자가 직접 구체적인 도로정보, 시군구, 차종 등의 정보를 입력해서 검색해야만 시각화 결과를 볼 수 있으며, 그마저도

단순히 지도에 위험도로를 표시해주는 것에 그치고 있어, 운전하는 상태에서 실시간으로 변화하는 노면상태를 미리 파악하기란 매우 어려운 실정이다. 따라서 현재 운전자의 위치를 기반으로 노면의 상태와 교통사고 위험도 지수 정보를 얻을 수 있는 정보 서비스 도입이 시급하다.

3.1 블랙아이스 경보 서비스 구성도

본 연구는 선행 연구인 국토교통 공공 빅데이터를 기반으로 한 블랙아이스 예측 모델 연구[4]를 바탕으로, 블랙아이스 예측 구간의 노면상태 정보와 사고 위험도를 지수화한 후 지도와 매쉬업(Mash-up)하여 시각화하는 블랙아이스 경보 서비스를 제안하고자 한다. 이를 위해 본 장에서는 서비스 구현을 위해 본 연구진이 수행한 국토교통 데이터 접근 방법과 구성도를 설명하고자 한다.

그림 1과 그림 2는 본 연구에서 제안한 블랙아이스 경보 서비스 전체 구성도와 서비스 구축에 사용한 예측 및 지수화 모델로, 서비스 구현을 위한 교통, 노면, 기상, 블랙아이스 발생 등의 이질 데이터를 처리하는 과정을 도식화한 것이다. 먼저, 앞서 수행한 선행연구에서는 그림 1의 (a)와 같이 국토교통 공공데이터와 기상 공공데이터를 수집하고 전처리 과정 및 상관관계 분석을 통해 정제된 21개의 자질로 구성된 데이터셋(Dataset)을 구축하였다. 이후 블랙아이스 발생 구간을 예측하는 다중분류(Multi-label classification)모델 학습을 진행하였다[4].

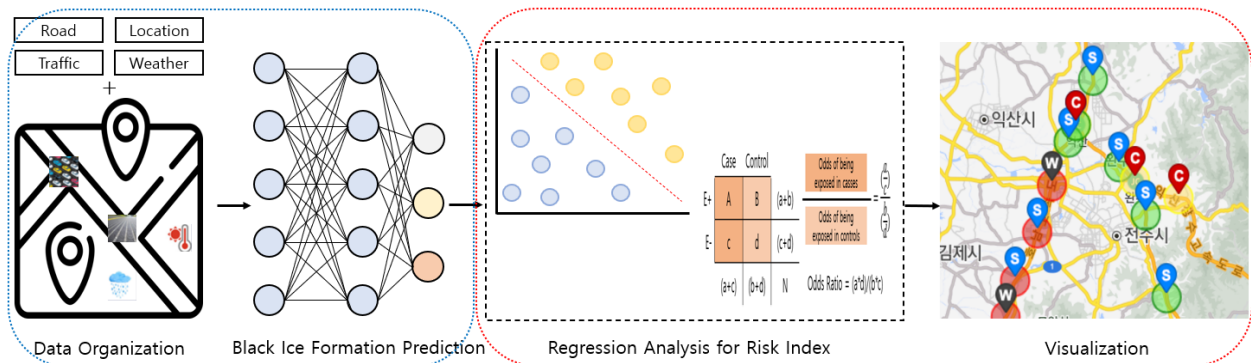


그림 1. 블랙아이스 경보 서비스 전체 구성도
Fig. 1. Processes of black ice warning alert service

다음으로 본 연구에서는 그림 1의 (b)와 같이 행정구역 데이터와 교통사고 데이터를 추가로 수집하고 전처리 과정을 거쳐 블랙아이스 예측 데이터셋과 통합한다. 이어 회귀분석과 오즈비(Odds ratio) 산출[11]을 통해 사고 위험도 지수를 도출한 후, 이를 학습된 모델과 함께 시각화하기 용이한 데이터 형식으로 변환한다. 최종적으로 구현할 서비스에서는 국토교통 공공데이터 기반의 노면상태 예측 결과값에 대한 정보와 실시간 사고 위험도 정보를 함께 제공한다(그림 2 참조).

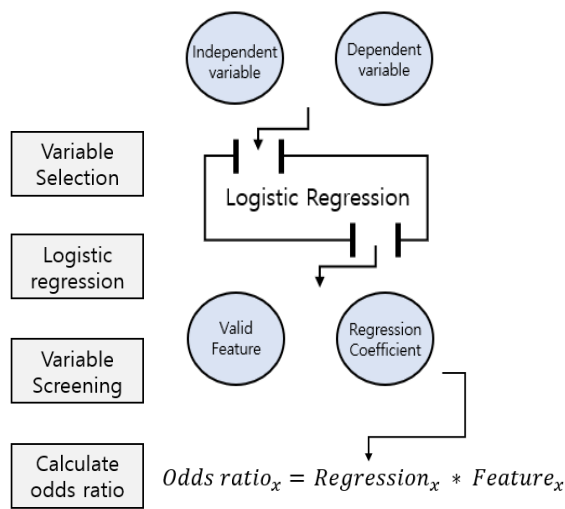


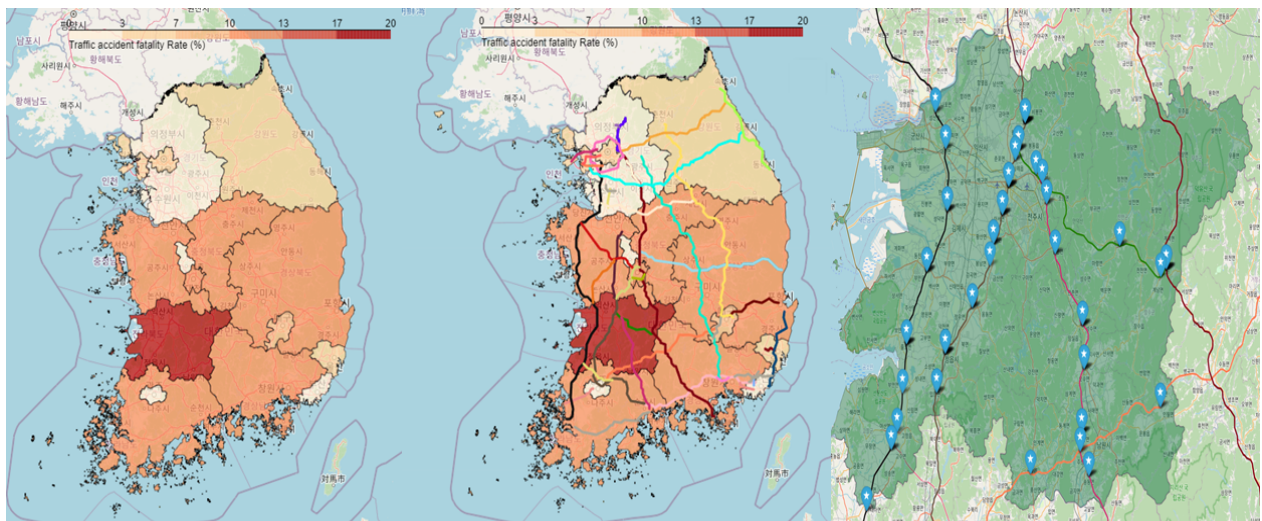
그림 2. 교통사고 위험도 지수화 모델
Fig. 2. Traffic accident risk index model

3.2 서비스 구현을 위한 접근 방법

본 연구는 예측 결과를 단순히 지도에 표현하는 것에 그치지 않고, 이용자가 운전 중 실시간으로 블랙아이스 발생과 사고 위험도를 인지할 수 있는 정보를 제공하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 사용자의 관점에서 어떤 형태로 데이터를 가시화할 것인지에 대해 논의하였다. 주로 Python의 Folium 라이브러리와 Tmap에서 제공하는 Tmap API[12]를 이용하여 시각화를 진행하였으며, 수집한 데이터를 저장 및 통합하고 웹에서 사용할 수 있도록 객체-관계형 데이터베이스 관리 시스템(ORDBMS) 중 하나인 PostgreSQL[13]을 사용하였다. 또한, Python 기반의 오픈소스 웹 애플리케이션 프레임워크인 Django [14]를 활용해 웹 애플리케이션을 구축하여 전체적인 고속도로를 현황을 웹에서 확인할 수 있도록 구현하였다(그림 3 참조).

IV. 블랙아이스 경보 서비스 구현

본 장에서는 그림 3과 같이 이용자 위치기반 실시간 블랙아이스 경보 서비스를 구현하기 위해 고속도로를 중심으로 시공간 정보를 시각화한 과정을 기술한다.



(a) 동계 시도별 교통사고 사망률 (b) 전국고속도로노선 (c) 전라북도 고속도로노선
(a) Winter traffic accident fatality in province (b) Highway route in Korea (c) Highway route in Jeollabuk-do

그림 3. 국토교통데이터 시각화 예시

Fig. 3. Example of data in land, infrastructure and transport domain visualization

구축된 서비스를 평가하기 위해서는 실제 블랙아이스가 발생한 환경에서 검증을 수행해야 하나, 블랙아이스가 발생하는 환경이 겨울 혹은 비가 온 직후 등 제약조건이 많아 과거에 블랙아이스가 발생했던 환경을 재현하여 시뮬레이션하였다. 서비스 사례 검증을 위해 지난 2016년~19년 겨울철(1, 2, 11, 12월) 광역자치단체별 교통사고 사망자 발생률(사망자 발생 교통사고/전체 교통사고*100)을 측정하여 사망자 발생률이 가장 높은 ‘전라북도’ 지역을 지나 6개 노선(광주대구선, 서해안선, 순천완주선, 익산장수선, 통영대전선, 호남선)을 선정하여 연구를 진행하였다.

4.1 블랙아이스 발생 예측 및 서비스 구조화

본 연구에서 제안하는 블랙아이스 경보 서비스를 구현하기 위해서는 수집한 이질·다형의 공공 빅데이터의 전처리 과정과 웹 환경에서 사용하기 적합한 포맷(Format)으로 전환하는 과정이 필요하다.

본 연구의 선행연구[4]에서는 데이터 분석에 앞서 한국도로공사 고속도로 공공데이터포털과 기상청 기상자료개방포털, 구글 Elevation API[15]에서 제공하는 고속도로정보, 기상 정보, 고도 정보, 실시간 교통 정보 등 총 114개 요인을 가진 전체 12,574,630건의 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터는 그 유형과 포맷 등이 다양해 데이터 전처리 및 정규화를 통한 데이터 선별 작업이 필요하다. 이를 위해 Python 환경에서 Pandas와 Numpy를 이용하여 하나의 테이블로 통합하였다. 이후, 결측값을 처리하고 범주형 변수는 정수형으로, 수치형 변수는 단위 통일을 위해 정규화하였다. 또한, 상관관계 분석을 통해서 앞선 데이터를 21개 요인으로 구성된 총 604,000건의 정제 데이터로 축소하였다. 정제된 21개의 요인데이터를 기반으로 기계학습 기법을 비교하였고, 정확도를 기준으로 가장 높은 성능을 가진 DT(Decision Tree)와 MLP(Multi-Layer Perceptron)를 조합하여 앙상블 모델(Ensemble learning) 중 하나인 Soft vote 기법[16]을 활용하여 블랙아이스 예측 모델을 학습시켰다. 학습된 모델을 분류성능평가지표(Confusion matrix)를 활용하여 성능 평가한 결과, 재현율 95.1%, 정확도 95.0%로 높은 성능을 보였다

[4]. 그 후, 학습된 모델을 Python의 sklearn 라이브러리를 통해 피클(Pickle)로 저장하였다.

이후 본 연구에서는 실제 발생한 블랙아이스가 최종 교통사고로 이어질 확률과 그 위험도를 측정하기 위해 사고 위험도를 지수화하였다. 이를 위해 Taas(Traffic accident analysis system) 교통사고분석시스템[17]이 제공하는 교통사고 GIS 분석 시스템을 통해 2016년~19년 겨울철에 전라북도 지역을 지나 6개 노선(광주대구선, 서해안선, 순천완주선, 익산장수선, 통영대전선, 호남선)의 일부 구간에서 발생한 교통사고 데이터 115건을 수집하였다.

수집한 교통사고 데이터를 기존에 수집한 데이터와 통합한 후 선행연구에서 제안된 블랙아이스 발생 구간 예측 모델에서 도출되는 노면상태(Road condition)를 독립변수로 선정해 총 43개의 독립변수를 대상으로 회귀분석을 수행하여 20개의 요인을 선별하였다.

이어 교통사고 위험도를 산출하고자 오즈비를 활용하였다. 오즈비는 의학 분야에서 특정 질병과 원인들 간의 상관정도를 측정하는 연관성 측도로, 최근에는 데이터 분야에서 데이터 항목들 간의 관련성을 찾아내는 기법으로 활용된다[18].

$$\log(p/1-p) = Regression_x * Feature_x \quad (1)$$

위의 회귀식을 활용해 각 변수가 가지는 오즈비를 도출하였다(표 1 참조). 이를 토대로, 고속도로 구간별 사고 위험도를 산출했으며, 위험도의 지수화를 위해 정규화를 수행하였다. 이후, 사고 위험도 데이터를 기존의 데이터와 하나의 테이블로 통합하여 고속도로의 노면상태와 사고 위험도를 지도에 표현할 수 있도록 하였다.

표 1. 변수별 오즈비 예시
Table 1. Example of Odds ratio of features

Features	Odds ratio
Average wind speed	0.0477
Road paving material	0.3642
Time	0.9631
Ice vulnerable section	1.2064
Weather	1.2927

4.2 블랙아이스 예측 모델 시각화 방안

고속도로에 대한 노면상태 예측 결과와 그 결과에 따른 사고 위험도 정보를 효과적으로 제공하기 위해서는 데이터를 적절한 형태로 편집하는 과정이 필요하다. 또한, 시공간 데이터를 시각화하여 확인하기 위해 시도별 고속도로 교통사고 현황과 노선별 노면상태 예측 결과를 전체적으로 살펴보았다. 실제 구현은 Tmap에서 제공하는 공개 API를 활용하였다.

4.2.1 시도별 교통사고 현황 시각화

겨울철 고속도로 교통사고 사망자 발생률이 높은 지역을 선별하고 해당 지역을 지나는 노선과 교통사고 발생지점을 확인하기 위해 시각화를 진행하였다. 이를 위해 지오서비스(@GEOSERVICE)[19]에서 제공하는 대한민국 행정구역 데이터(SHP) 파일을 JSON 형식으로 변환한 후, Folium 라이브러리를 통해 동계 고속도로 교통사고 사망자 발생률 데이터와 매칭하여 시도별 치사율을 확인하였다.

이후, 시도별 고속도로 분포를 확인하기 위하여 앞선 시각화 결과에 고속도로 노선정보를 추가하였고, 고속도로에서 발생한 교통사고의 위치를 Folium.Maker를 이용하여 표시하였다. 그림 4는 전라북도를 경유하는 고속도로를 시물레이션 한 사례로, 동계 교통사고 발생지점을 확인하는 과정이다. (a)는 2016년~2019년 동계 고속도로 교통사고 사망자 발생률을 시도별로 구분한 것이다. (b)는 (a)에 전국 고속도로 노선을 매쉬업한 그림이다. 위의 과정을 통해 (c)와 같이 ‘전라북도’를 경유하는 노선을 추출하였고, 4년간 겨울철에 해당 노선에서 발생한 교통사고 지점을 표시한다.

4.2.2 노선별 노면상태 및 도로위험도 시각화

선행절에서 시각화한 내용을 토대로 서비스 구축을 위해 블랙아이스 예측 모델과 사고 위험도를 시각화하였다. 실시간 블랙아이스 경보 서비스를 위해서는 이용자의 이동 경로에 따른 구역별 노면상태

및 사고 위험도를 알리는 것이 중요하므로 경로탐색과 내비게이션 기능을 지원하는 Tmap API를 통해 시각화하였다.

그림 4는 2019년 12월 국토교통 데이터를 활용하여 6개 노선(광주대구선, 서해안선, 순천완주선, 익산장수선, 통영대전선, 호남선)의 노면상태와 사고 위험도를 표현한 그림이다. 도로 위에 표지(원형)는 블랙아이스 예측 결과에 따라 평상(Normal)은 초록색, 블랙아이스 경고는 노란색, 블랙아이스 발생 구간은 붉은색으로 구분하였다. 사고 위험도는 Tmap의 아이콘(물방울 표식)으로 표시하였으며 마찬가지로 안전(Safety)은 초록색, 주의(Caution)는 붉은색, 위험(Warning)은 검은색으로 구분하였다. 그림 4에서 보이듯이 블랙아이스가 발생할 것으로 예측되었으나(붉은 원) 사고 위험도는 낮은 구간(초록 S 물방울)이 존재한다.

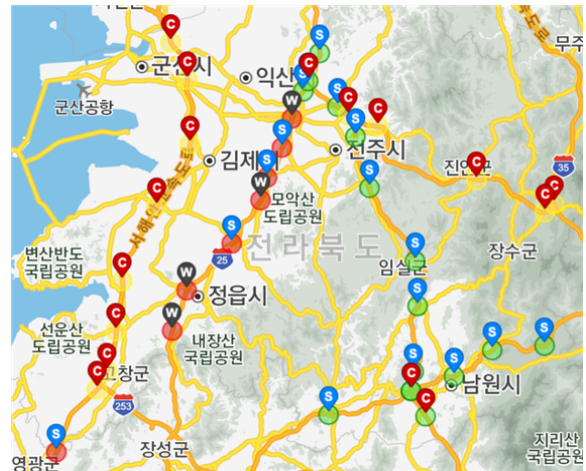
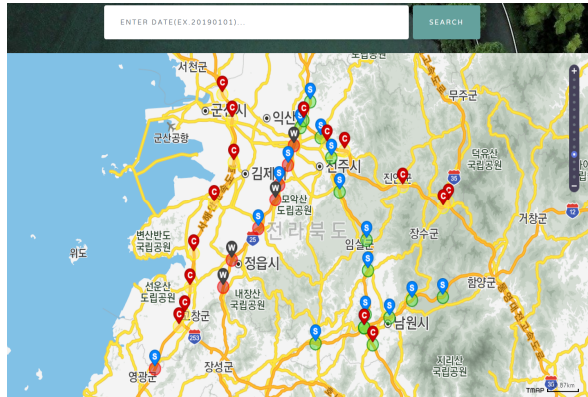


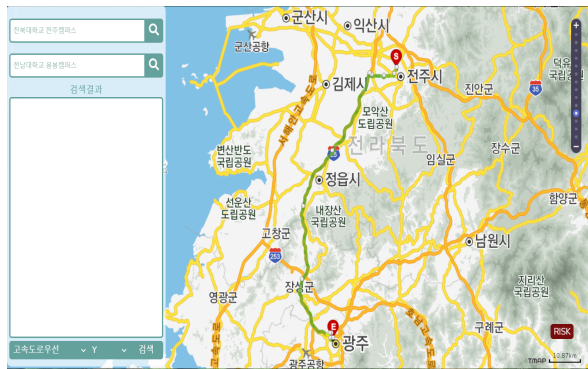
그림 4. 블랙아이스 예측 모델 시각화 예시
Fig. 4. Example of black ice formation model visualization

4.3 블랙아이스 경보 서비스 시나리오

그림 5와 6은 본 연구에서 제안하는 블랙아이스 경보 서비스 예시 화면으로, 먼저 이용자가 경보 서비스를 통해 블랙아이스 발생 정보와 사고 위험도를 확인하고자 하면 국토교통데이터(예: 고속도로 위치, 포장재, 실시간 교통정보 등)와 기상 데이터를 실시간으로 받아 블랙아이스 발생 예측 모델을 실행한다.



(a) 날짜별 노면상태 및 사고 위험도
(a) Road condition and accident risk by date



(b) 블랙아이스 발생 예측 모델 기반 경로안내
(b) Route guidance based on black ice formation prediction model

그림 5. 블랙아이스 경보 서비스 예시

Fig. 5. Example of black ice warning alert service



그림 6. 모바일 블랙아이스 경보 서비스 예시

Fig. 6. Example of mobile black ice warning alert service

앞서 언급한 바와 같이 경보 서비스를 테스트하는 과정에서 블랙아이스 발생 환경이 실시간으로 만들어지는 것이 아니기 때문에 과거 블랙아이스가 발생한 날짜와 데이터를 통해 서비스 모델을 시뮬레이션하였다. 예를 들어 전라북도의 고속도로를 대상으로 한 ‘2019년 12월 31일’의 예측 결과 화면은 그림 5와 같이 ‘날짜별 노면상태 및 사고 위험도 보기(a)’, ‘블랙아이스 발생 예측 모델 기반 경로안내 내(b)’가 제시된다.

‘날짜별 노면상태 및 사고 위험도 보기(a)’는 콘존을 기반으로 한 고속도로 구간별로 블랙아이스 발생 예측 결과와 사고 위험도를 표현하였으며, ‘블랙아이스 발생 예측 모델 기반 경로안내(b)’는 사용자가 검색한 결과로 나타난 경로에 노면상태 예측 결과와 사고 위험도 정보를 매쉬업하여 이용자가 도로의 상황을 사전에 파악할 수 있도록 제시하였다.

이와 같은 서비스는 향후 내비게이션 어플 등과 같이 이용자의 현 위치를 기반으로 한 서비스로 확장될 수 있다. 그림 6은 블랙아이스 예측 모델을 기반으로 한 내비게이션 앱 어플의 예시로 이용자가 경로를 설정할 때, 노면상태와 교통사고 위험도를 활용하여 경로를 추천해준다. 또한, 사고 위험도를 실시간으로 산출하여 시시각각으로 변하는 도로 상황을 이용자에게 알려줌으로써 블랙아이스에 대한 선제적 조치와 함께 도로결빙으로 인한 사고를 예방하는 데 도움을 줄 수 있을 것이다.

V. 결 론

본 연구는 국내의 고속도로를 대상으로 블랙아이스 발생 예측 모델을 구축한 연구를 기반으로 교통사고 위험도를 산출하고 도로 위험도 데이터를 결합한 후, 이를 시각화하여 이용자에게 실시간으로 제공하는 블랙아이스 경보 서비스를 구현하였다. 이를 위해 2016년~2019년 동계 고속도로 교통사고 사망자 발생률이 가장 높은 전라북도 지역을 대상으로 고속도로 교통사고 정보를 수집하여 노면, 교통, 기상정보 등과 통합한 후, 회귀분석을 통해 교통사고 발생과 관련이 있는 요인을 선별하여 교통사고 위험도 지수를 도출하였다. 그러나 모델 및 서비스 구축 과정에서 다음과 같은 문제점과 한계가 존재

하였다.

첫째, 공개된 데이터의 품질이 낮거나, 데이터의 수집이 어려운 경우가 존재하였다. 국토교통 분야의 노선정보, 실시간 교통정보 등과 기상 분야의 데이터의 경우 공백이나 기기의 오류 등 결측 이상치가 다수 존재하였다. 또한, 교통사고 데이터의 경우 1년 주기로 데이터가 업데이트되고 있으며, 교통사고 발생지점 데이터는 지도상으로만 제공하고 있어 실시간 수집이 어렵다는 문제점이 대두되었다.

둘째, 수집한 데이터 간의 연계가 어렵다는 문제가 있다. 본 연구에서는 실제 경보 서비스 구현을 위해 고속도로 공공데이터 포털, 기상청 기상자료개방포털, Taas 등 다양한 기관에서 데이터를 수집하였다. 그러나 데이터별로 좌표계를 다르게 사용하는 경우가 있었으며, 동일 시스템에 대하여 기관마다 다른 식별코드를 부여하거나, txt, csv, json, html 등 시스템마다 상이한 데이터 포맷으로 제공하는 등 데이터 제공 주체 간에 연계가 되어 있지 않아 데이터 통합 활용에 어려움이 있었다.

셋째, 기상이나 교통량 이외에도 염화칼슘, 소금과 같은 제설제 사용이 블랙아이스 발생에 미치는 영향을 분석할 필요가 있다. 제설제는 물의 어는점을 낮추어 눈을 녹이고 녹은 눈이 다시 어는 것을 방지하는 역할을 하며, 제설제 농도에 따라서 그 효과와 지속시간이 달라진다. 따라서 제설제 살포 후 경과 시간에 따른 블랙아이스 지속성 및 상관성 분석이 요구된다. 그러나 현재 공개된 데이터에는 살포 일자와 사용한 제설제 종류, 사용량만 있고, 그나마도 실시간으로 수집되는 정보가 아니라 시간 단위의 분석이 불가능하다.

마지막으로 모바일 앱을 통해 운전자가 고속도로에서 실시간으로 블랙아이스가 발생한 환경에서 테스트를 수행하지 못했다는 한계가 있다.

따라서 향후 연구에서는 현재 활용하고 있는 데이터 이외 제설제 살포 등과 관련된 추가 데이터를 확보하고 기존의 데이터와 통합한 뒤 시계열 분석을 통해 블랙아이스 발생 예측 모델을 보강하는 과정이 필요하다. 그 후, 실제로 앱스토어 등을 통해 서비스 배포 후 이용자의 만족도 평가를 수행하고 개선점을 찾는 연구를 수행할 예정이다.

본 연구는 실시간 경보 서비스를 통해 블랙아이

스로 인한 사고를 사전에 예방하고자 했다는 점에서 의의가 있으며, 나아가 교통사고 위험도에 기반해 사고 발생 전에 관련 당국의 선제적 조치와 블랙아이스 상습 발생구간의 관리 효율성을 제고하는데 활용되기를 고대한다.

References

- [1] KoROAD, "2020th ed. Traffic Accident Statistics Report", The Road Traffic Authority, pp. 3-15, Aug. 2020.
- [2] Korea Policy Briefing, <https://www.korea.kr/news/contributePolicyView.do?newsId=148867853>. [accessed: Oct. 20, 2021]
- [3] Korea JoonAng Daily, <https://news.joins.com/article/23657553>. [accessed: Oct. 20, 2021]
- [4] J. H. Na, S. H. Yoon, and H. J. Oh, "Black Ice Formation Prediction Model based on Public Data in Land", KIPS Transactions on Software and Data Engineering, Vol. 10, No. 7, pp. 257-262, Jul. 2021.
- [5] S. Y. Lee and S. C. Lee, "A validation study and Confirmatory Factor Analysis of the Traffic Accident Risk Index(TARI)", Korean Journal of Industrial and Organizational Psychology, Vol. 23, No. 1, pp. 75-87, Feb. 2010. <http://dx.doi.org/10.24230/ksiop.23.1.201003.75>.
- [6] S. R. Kang and C. H. Park, "A GIS-based Traffic Accident Analysis on Highways using Alignment Related Risk Indices", Journal of Korean Society of Transportation, Vol. 21, No. 1, pp. 21-40, Feb. 2003.
- [7] J. G. Cho, G. H. Ji, and S. H. Yoon, "The Method of Visualization for Real-Time Road Weather Risk Index", Journal of The Korean Data Analysis Society, Vol. 20, No. 5, pp. 2355-2365, Oct. 2018. <http://dx.doi.org/10.37727/jkdas.2018.20.5.2355>.
- [8] H. J. Kim, "Development of a Road Hazard Map Considering Meteorological Factors", Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, Vol. 35, No. 3, pp. 133-144,

- May 2017. <https://doi.org/10.7848/ksgpc.2017.35.3.133>.
- [9] J. D. Kim, S. H. Han, and Y. K. Kim, "Implementation of Road Risk Information Notice Device", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 23, No. 4 pp. 438-444, Apr. 2019. <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2019.23.4.438>.
- [10] J. W. Back, J. G. Lee, and Y. W. Choi, "Edge Camera Based Real-Time Road Risk Detection and Information Transfer System", Journal of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, pp. 245-247, Dec. 2020.
- [11] S. Daya, "Odds ratio", Evidence-based Obstetrics & Gynecology, Vol. 2, No. 7, pp. 84-85, Dec. 2000.
- [12] Tmap API, <https://tmapapi.sktelecom.com/>. [accessed: Oct. 18, 2021]
- [13] PostgreSQL, <https://www.postgresql.org/>. [accessed: Oct. 18, 2021]
- [14] django, <https://www.djangoproject.com/>. [accessed: Oct. 18, 2021]
- [15] Google Map Platform, <https://developers.google.com/maps/documentation/elevation/overview>. [accessed: Oct. 18, 2021]
- [16] O. Simbolon, M. N. Widyawati, K. Kurnianingsih, N. Kubota, and N. Ng, "Predicting the Risk of Preeclampsia using Soft Voting-based Ensemble and Its Recommendation", 2020 International Symposium on Community-centric Systems (CcS), pp. 1-6, Sep. 2020. <https://doi.org/10.1109/CcS49175.2020.9231400>.
- [17] Taas, <http://taas.koroad.or.kr/>. [accessed: Oct. 18, 2021]
- [18] H. C. Park and S. H. Lee, "Exploration of Odds Ratio and Relative Risk as Interestingness Measures", Journal of the Korean Data Analysis Society, Vol. 11, No. 5, pp 2569-2577, Oct. 2009.
- [19] GeoService, <http://www.gisdeveloper.co.kr/?p=2332>. [accessed: Oct. 18, 2021]

저자소개

나 정 호 (Jeong Ho Na)



2020년 8월 : 전북대학교
문헌정보학과(문헌정보학사)
2020년 9월 ~ 현재 : 전북대학교
기록관리학과 석사과정
관심분야 : 전자기록,
빅데이터정보처리

강 윤 아 (Yoona Kang)



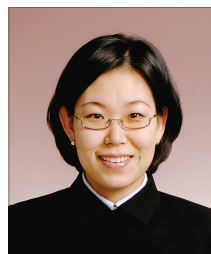
2021년 2월 : 전북대학교
문헌정보학과(문헌정보학사)
2021년 3월 ~ 현재 : 전북대학교
기록관리학과 석사과정
관심분야 : 전자기록,
빅데이터정보처리

김 지 혜 (Ji Hye Kim)



2021년 2월 : 전북대학교
문헌정보학과(문헌정보학사)
2021년 3월 ~ 현재 : 전북대학교
기록관리학과 석사과정
관심분야 : 전자기록,
빅데이터정보처리

오 효 정 (Hyo-Jung Oh)



2008년 : 한국과학기술원
컴퓨터공학과(공학박사)
2000년 ~ 2015년 : 한국전자
통신연구원 지식마인닝연구실
책임연구원
2015년 ~ 현재 : 전북대학교
문헌정보학과 부교수
관심분야 : 정보검색, 텍스트마인닝, 빅데이터정보처리