Journal of the Korea Convergence Society
Vol. 11. No. 9, pp. 1-6, 2020

ISSN 2233-4890 / eISSN 2713-6353
https://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.9.001

도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델

류성은[1], 김현진[1], 구병국[1], 권혜정[1], 박찬홍[2], 정경용[3*]
[1]경기대학교 컴퓨터공학부 학부생, [2]상지대학교 정보통신소프트웨어공학과 교수, [3]경기대학교 컴퓨터공학부 교수

Data Bias Optimization based Association Reasoning Model for Road Risk Detection

Seong-Eun Ryu[1], Hyun-Jin Kim[1], Byung-Kook Koo[1],
Hye-Jeong Kwon[1], Roy C. Park[2], Kyungyong Chung[3*]
[1]Student, Data Mining Lab., Division of Computer Science and Engineering, Kyonggi University
[2]Professor, Department of Information Communication Software Engineering, Sangji University
[3]Professor, Division of Computer Science and Engineering, Kyonggi University

요 약 본 연구에서는 도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델을 제안한다. 이는 사용자의 개인적 특성과 주변 환경 데이터를 수집하고 교통사고 방지 서비스를 제공하기 위한 연관분석 기반의 마이닝 모델이다. 이는 다양한 상황 변수들로 구성된 트랜잭션 데이터를 생성한다. 생성된 정보를 바탕으로 연관 패턴 분석을 통해 각 트랜잭션 내 변수들의 유의미한 연관관계를 도출한다. 분류된 범주형 데이터의 편향성을 고려하여 최적화된 지지도 및 신뢰도 값으로 가지치기를 진행한다. 추출된 상위 연관규칙을 바탕으로 사용자에게 개인 특성과 주행 도로 상황에 대한 위험 탐지모델을 제공한다. 이는 데이터 편향성 문제를 극복하고 데이터간 연관성을 고려하여 잠재적인 도로 사고를 예방하는 교통 서비스가 가능하다. 성능 평가는 제안하는 방법이 정확도에서 0.778, Kappa 계수에서 0.743로 우수하게 평가된다.

주제어 : 연관 추론, 상황, 데이터 마이닝, 잠재적 도로위험, 데이터 최적화

Abstract In this study, we propose an association inference model based on data bias optimization for road hazard detection. This is a mining model based on association analysis to collect user's personal characteristics and surrounding environment data and provide traffic accident prevention services. This creates transaction data composed of various context variables. Based on the generated information, a meaningful correlation of variables in each transaction is derived through correlation pattern analysis. Considering the bias of classified categorical data, pruning is performed with optimized support and reliability values. Based on the extracted high-level association rules, a risk detection model for personal characteristics and driving road conditions is provided to users. This enables traffic services that overcome the data bias problem and prevent potential road accidents by considering the association between data. In the performance evaluation, the proposed method is excellently evaluated as 0.778 in accuracy and 0.743 in the Kappa coefficient.

Key Words : Association Reasoning, Context, Data Mining, Potential Road-risk, Data Optimization

*This work is supported by the Korea Agency for Infrastructure Technology Advancement(KAIA) grant funded by the Ministry of Land, Infrastructure and Transport (Grant 20CTAP-C157011-01).
*Corresponding Author : Kyungyong Chung(dragonhci@gmail.com)
Received August 10, 2020 Revised September 1, 2020
Accepted September 20, 2020 Published September 28, 2020

1. 서론

교통 기술의 발달과 산업화 사회의 가속화에 따라 현대인들에게 다양한 교통 서비스가 제공되고 있다. 도로 이동 수단에 대한 편의성 증가로 교통 이용자의 차량 소유 비율과 도로 교통량이 꾸준히 증가하는 추세이다[1]. 도로 교통 공단 통계에 따르면 2019년 기준 자동차 등록 대수는 2천 7백만 대가 넘으며 운전면허 소지자수는 3천 2백만 명을 차지한다[2]. 이는 교통 혼잡도 및 교통사고율을 증가시키는 원인이다. 교통사고는 국가적으로 심각한 사회경제적 피해를 주며 세계적으로 주요한 공중 보건 문제이다[3]. 교통사고 분석 시스템 통계에 따르면 최근 10년간 교통사고 횟수는 해마다 20만 건 이상 발생하고 있으며, 2017년도부터 사고 발생건수와 부상자수 모두 증가하고 있다[4]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 도로 위험을 탐지하기 위한 많은 연구들이 연구되고 있다[5]. 또한 교통사고 통계 데이터를 활용하여 상관관계를 파악하는 분석 연구가 진행되고 있다[6]. 이는 운전자의 연령층, 개인 특성, 도로종류, 도로형태 등 다양한 사고 상황 변수를 이용한다. 하지만 변수간 연관성을 고려하지 않은 무분별한 변수 개수의 증가는 도로 위험 탐지에 부정적인 영향을 미친다. 또한 데이터의 편향성을 고려하지 않은 한계점이 나타난다. 이러한 문제를 보완하기 위해 본 연구에서는 도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 분석 모델을 제안한다. 제안하는 방법은 연관 분석을 통해 교통사고 트랜잭션 간 연관성을 도출한다. Apriori 알고리즘은 비지도 학습으로 변수 간 연관 패턴을 도출해 특정 변수들에 대한 상관관계를 파악한다. 이때 데이터 편향성을 낮추기 위해 지지도와 신뢰도의 특성을 활용하여 최적화 작업을 수행한다. 또한 향상도를 사용하여 기존 사고 변수 간 연관성이 높은 주요 변수들을 추출한다. 이를 기반으로 사용자의 변화하는 상황 정보에 따라 연관 분석을 통해 도출된 추론 지식을 생성한다. 추출한 지식들을 기반으로 사용자에게 단계별 탐지 정보를 제공한다.

2. 관련연구

2.1 추론 지식 생성을 위한 연관분석

현대 사회의 발전으로 대량의 데이터들이 수집되고 있으며 이를 활용하여 데이터의 유의미한 패턴과 변수간의 관계를 발견하기 위해 다양한 연구가 진행되고 있다[7]. 데이터 분석 방법인 연관분석은 다양한 트랜잭션 데이터를 분석하여 유의미한 연관 규칙을 찾는다[8]. 연관규칙은 {X => Y}로 나타낸다. 이때 X를 lhs(left hand side), Y를 rhs(right hand side)로 나타낸다. X와 Y는 임의의 아이템으로 구성되며, 해당 아이템간의 관계를 파악하여 산정한 연관 규칙을 통해 의사결정에 관여하는 예측이 가능하다. 연관분석에 사용되는 대표적인 방법인 Apriori 알고리즘은 가장 작은 아이템 집합을 기반으로 순차적으로 집합의 크기를 증가시켜 최종적으로 K개의 아이템으로 이루어진 발생 빈도가 높은 집합을 찾는다[9]. 사전에 최소 지지도를 정의하며 최소 지지도 이상으로 발생한 아이템 집합을 빈번 집합으로 정의한다. 정의된 n개 아이템으로 이루어진 빈번 집합은 다음 빈번 집합(n+1)의 후보 집합으로 설정된다. 따라서 n개의 아이템 집합이 최소 지지도를 만족하지 못 하는 경우 해당 집합을 포함한 아이템 집합(n+1)은 빈번집합으로 정의가 불가하다. Apriori 알고리즘을 통한 연관분석 결과를 평가하는 지표로는 지지도, 신뢰도, 향상도가 있다. 앞선 세 가지의 평가지표를 통해 전체 데이터세트 내의 아이템 비율과 연관도를 도출하여 생성된 Apriori 규칙의 타당성을 뒷받침한다. 이를 통해 대량의 데이터에서 유의미한 규칙을 찾아 변수간의 중요도와 관계 파악이 가능하다. 그러나 데이터 내의 정보가 고르게 분포하지 않고 편향된 값으로 존재하면 아이템 발생 빈도를 기반으로 탐색하는 기법인 Apriori 연관분석은 무의미한 규칙이 도출될 가능성이 존재한다. 데이터 편향성을 고려한 연관분석을 통해 이러한 한계점을 해결한다.

2.2 사고위험도 분석 연구동향

매년 발생하는 교통사고는 운전자의 안전을 위협하며 막대한 인명피해 및 재산피해를 유발하기 때문에 도로교통시스템의 안전성이 강조되고 있다. 교통사고는 다양한 상황 변수들로 인해 운전자가 주행상황을 인지하기 어려우며 예기치 못한 상황으로 인해 발생하는 사고는 대형 사고로 이어진다. 따라서 다양한 사고가 발생한 상황의 변수를 이용하여 교통사고 위험도를 예측하는 다양한 연구가 진행되고 있다. Sascia et al. [10]의 연구에서 대수정규 회귀모델과 포아송 회귀모델을 사용하여 조건별 사고발생빈도를 예측하였다. 이를 위하여 교통량과 교통제어, 지리적 요인을 사용하여 사고로 이어지는 관계를 파악한다. 도로 교차로의 유형을 참조한 사고 예측 공식을 도출하여 도로 구조별 사고 위험성을 도출함에 따라 구조적 요인이 사고에 미치는 영향을 발견한다. Beshah et

al. [11]의 연구에서 다양한 분류 모델을 통해 사고 심각도를 예측한다. 이를 위해 결정트리, 나이브 베이지안, KNN의 분류 모델을 사용하여 사고가 발생하는 환경적 요인과 교통사고 심각도의 관계를 파악한다. 분석 결과를 통해 PART 알고리즘을 기반으로 심각도를 산정하는 규칙을 생성하며 도로 환경적 요인의 조합에 따라 사고의 심각도를 발견한다. 해당 연구는 다양한 지형적 변수를 고려하여 사고 위험도를 산정하나 변수별 사고 발생 확률만을 비교하여 변수간의 연관성과 데이터 편향성을 고려하지 않은 한계점이 존재한다. 따라서 앞서 언급한 연구에 사용된 도로 구조적 요인 이외에 전반적인 상황 요인과 데이터 편향성을 고려한 연구가 요구된다[10,11].

3. 도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델

3.1 데이터 수집 및 전처리

도로 위험 탐지를 위한 모델을 구현하기 위해 교통사고가 발생한 시점, 사고의 유형과 교통사고 당시의 주변 환경과 같은 데이터의 수집이 필요하다. 이를 위해 도로교통공단에서 제공하는 교통사고 정보 데이터를 이용한다[12]. Table 1은 교통사고 정보 데이터를 통해 생성한 최종적인 트랜잭션 데이터를 나타낸다.

Table 1. Generated Transaction Data

No.	Items
1	night, sat, car_to_car, fron_collision, no_safe_duty, single_road, offender_car, victim_car, caution
2	day, mon, alone_car, abalone, no_safe_duty, cross_road, offender_van, victim_no, caution
3	night, mon, car_to_car, lat_collision, over_speed, cross_road, offender_van, victim_cycle, warning
…	…

Table 1에서 해당 데이터는 교통사고가 발생한 날짜와 시간, 부상자의 유형과 숫자, 발생위치, 도로형태, 가해자와 피해자가 탑승한 차종 등에 대한 정보로 구성된다. 이때 교통사고 사망자, 중상자, 부상자의 수마다 각각 트랜잭션의 아이템으로 설정하는 경우 트랜잭션 간 중복되는 아이템이 적기 때문에 rhs에 교통사고의 정도가 표시될 확률이 줄어든다. 이러한 문제를 해결하기 위해 TAAS(Traffic Accident Analysis System)에 표시된 객관적 척도에 따라 도로 위험도 지수를 산출한다[13]. 도로 위험도 지수의 산출을 위해 사망자, 중상자, 경상자, 부상자 수 정보를 이용하여 주의/위험/심각 3가지 범주형태로 분류한다. 전처리된 교통사고 데이터에 Apriori 연관규칙 알고리즘을 적용하기 위해 교통사고 데이터를 트랜잭션 데이터로의 전환이 필요하다. 따라서 한 번의 교통사고에 대한 정보를 나타내는 각 행의 데이터를 하나의 트랜잭션으로 구성하여 트랜잭션 데이터를 생성한다.

3.2 교통사고 정보를 이용한 연관패턴 생성

생성한 트랜잭션 데이터를 바탕으로 연관규칙 마이닝을 진행한다. 해당 데이터는 '주의' 2729개, '위험' 441개, '심각' 63개의 범주형 데이터로 분류되어 있기 때문에 데이터 편향성이 존재한다. 이러한 편향성을 낮추기 위해 {X => Y}에서 아이템 X와 Y가 같은 트랜잭션에 존재할 확률인 지지도 값을 0.02의 낮은 값으로 가지치기를 진행하여 '주의' 데이터뿐만 아니라 '심각'과 '위험' 데이터도 함께 반영되도록 한다. 신뢰도는 lhs 아이템 X가 트랜잭션에 존재할 때, rhs 아이템 Y가 존재할 확률이므로 높은 규칙 연관성을 추출하기 위해 중요한 척도가 된다[14]. 이를 위해 신뢰도 값은 0.1로 가지치기한다. 추출한 연관규칙을 바탕으로 양의 상관관계를 나타내는 향상도를 이용하여 상위 50개의 규칙을 출력한다. Table 2는 추출한 연관규칙의 상위 3개의 향상도 값을 바탕으로 도출된 규칙을 나타낸다.

Table 2. Top 3 Association Rules Data based Lift

Rank	Rule	Supp.	Conf.	Lift
1	{cross_road, no_safe_duty, night, car_to_man} => {caution}	0.0216	0.186	1.364
2	{single_road, over_speed, day, offender_van} => {caution}	0.0213	0.184	1.349
3	{offender_van, over_speed, night, victim_pass} => {caution}	0.0207	0.181	1.328

연관규칙들은 어떠한 아이템 조합으로도 규칙이 생성된다. 하지만 lhs에 설명변수가 발생하면 종속변수 rhs가 발생하는 규칙만을 추출해야 한다. 이를 위해 표 2에서 rhs에 '주의(caution)', '위험(warning)', '심각(fatal)'의 아이템들만 추출하도록 제한한다. 표 2에서 상위 1의 규칙을 보면 cross_road, no_safe_duty, night, car_to_man의 상황에서 '주의(caution)' 아이템이 추출

됨을 나타낸다.

3.3 데이터 편향성을 고려한 연관 마이닝 기반 도로 위험 탐지 모델

도로 위험 탐지를 위한 연관규칙 마이닝 기반의 교통 모델은 트랜잭션에서 의미있는 연관 관계를 파악함으로써 기존 교통사고 정보 데이터에서 나타나지 않은 숨겨진 관계들을 도출한다. 또한 보다 다양하고 넓은 범위의 연관규칙들을 효과적으로 고려하기 위해 트랜잭션의 편향성을 고려해 적절한 지지도, 신뢰도 값을 조정한다. 연관분석 후 도출된 관계들을 통해 도로 위험성을 탐지한다. 이는 사용자의 개인 특성이나 주변 상황 및 환경에 따라 변화한다. 특정 환경이 주어진 사용자는 가해자 혹은 피해자의 입장에서 주의/경고/심각 3가지 단계에 맞는 경보 정보와 행동지침을 제공받는다. 따라서 해당 교통 모델을 통해 사용자의 특정 환경에 맞는 탐지가 가능하다. 이는 변화하는 상황 정보에 따라 생성된 추론 규칙들을 통해 사용자에게 적합한 판단의 경보를 제공하여 다양한 종류의 사고를 능동적으로 예방한다. Fig. 1은 특정 상황에 있는 사용자를 위한 탐지 정보 제공 프로세스를 나타낸다.

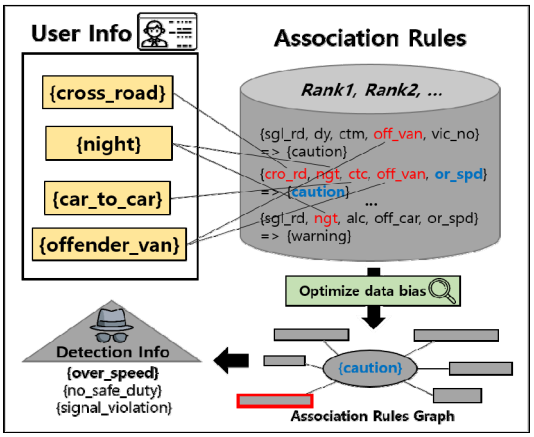


Fig. 1. Process for Providing Detection Information for User

Fig. 1에서 사용자는 승합차를 타고 야간에 특정 교차로를 주행 중인 상황을 나타낸다. 연관 분석을 통해 도출된 트랜잭션에서 사용자의 상황에 맞는 아이템간의 연관성을 확인한다. rhs에 해당하는 변수의 편향성을 낮추기 위해 지지도 및 신뢰도 값을 최적화한다. 이는 사용자가 보다 다양한 상황을 고려하도록 구성한다. 이를 기반으로 연관규칙 그래프를 생성하여 사용자에게 필요한 안전주행 정보 데이터를 탐지하여 제공한다. 데이터 편향성을 고려한 도로 위험 탐지를 위한 연관규칙 마이닝 기반의 교통 모델은 트랜잭션에서 유의미한 연관 관계를 파악함으로써 사용자에게 탐지 정보를 제공한다.

4. 결과 및 성능 평가

제안하는 도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델의 성능 평가는 두 단계에 걸쳐 평가한다. 첫 번째로 일반화 성능 평가를 진행한다. 이를 위해 5-fold Cross Validation을 이용한다. 이는 전체 데이터를 5등분하여 한 등분을 Test Data, 나머지를 Train Data로 둔다. Train Data를 통해 모델링 후 Test Data를 통해 성능 지표를 도출한다. 5회의 모델링에 대한 성능 지표의 평균을 최종 성능 지표로 설정한다. 이를 통해 혼동행렬에 기반한 Accuracy와 Kappa 계수를 통해 평가한다. Table 3은 도로 위험 탐지를 위한 혼동행렬을 나타낸다.

Table 3. Confusion Matrix for Road Risk Detection

		Prediction		
		Caution	Warning	Fatal
Ref.	Caution	73.4	0.9	1.4
	Warning	9.2	1.4	2.2
	Fatal	6.2	1.2	4.1

Accuracy는 Test data의 모든 도로 위험에 대해 모델이 정확히 분류한 도로 위험의 비율을 나타낸다. Fig. 2는 도로 위험 탐지 모델의 Accuracy 및 Kappa 계수를 나타낸다.

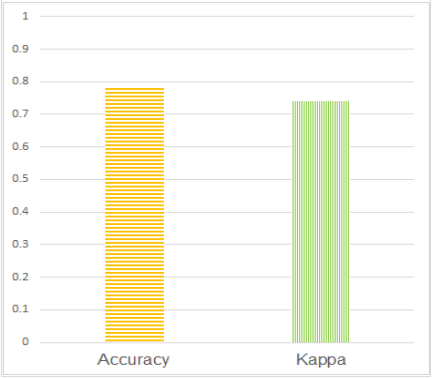


Fig. 2. Accuracy and Kappa Coefficient for Road Risk Detection Model

제안하는 도로 위험 탐지를 위한 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델은 약 0.778의 높은 정확도를 가진다. 또한 Kappa 계수는 0.743을 가지며 이는 정확도가 일정하게 보장됨을 의미한다. 0에서 1사이의 값을 가지는 Kappa 계수는 1에 가까울수록 모델의 종속 변수에 대한 일치도가 높다고 판단한다[15].

두 번째로 데이터 편향성 고려 여부에 따른 성능 평가를 진행한다. 다 범주 변수 예측 모델 구축 시 데이터 분포가 특정 범주로 편향되는 경우 모델의 과적합을 야기한다. 이는 편향된 범주로의 분류는 잘 되는 것에 비해 타 범주로의 분류가 되지 않는 경우를 의미한다. 제안하는 데이터 편향성을 고려하는 방법(Consider-bias)과 데이터 편향성을 고려하지 않는 방법(Bias)을 사용하여 도출되는 연관 규칙의 rhs 구성 원소 비율을 비교한다. Fig. 3은 Consider-bias와 Bias를 통해 도출한 연관규칙의 rhs 구성 원소간 비율을 나타낸다.

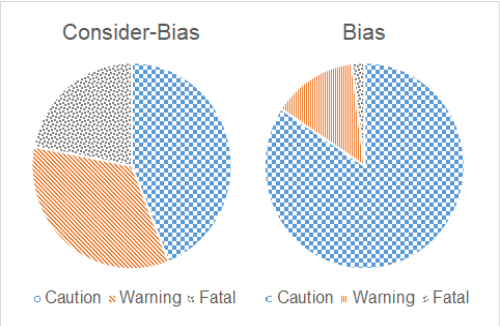


Fig. 3. Ratio between Component of Right Hand Side of the Association Rules derived through Consider-bias and Bias

Fig. 3에서 Consider-Bias 방법이 Bias 대비 rhs 원소 비율이 고르게 도출된다. 따라서 본 연구에서 제안하는 모델을 통해 과적합을 방지하고, 데이터 편향성 문제를 효과적으로 해결한다.

5. 결론

본 연구에서는 교통사고 통계 데이터를 이용하여 데이터 편향성 최적화 기반 연관 추론 모델을 제안하였다. 사용자의 특성 및 도로 환경 정보에 따라 다양한 변수들로 구성된 트랜잭션 데이터를 생성하였다. 생성된 정보를 바탕으로 연관분석을 통해 각 트랜잭션 사이의 유의미한 상관관계를 도출하였다. 분류된 범주형 데이터의 편향성을 고려하여 최적화된 지지도 및 신뢰도 값으로 가지치기를 진행하였다. 이를 통해 편향된 '주의' 범주형 데이터와 함께 '심각'과 '위험'데이터가 연관 규칙 마이닝에 반영하였다. 추출된 상위 연관규칙을 바탕으로 사용자에게 개인 특성과 도로 상황에 맞는 위험 탐지 정보를 제공한다. 제안하는 모델에 대한 성능 평가를 진행한 결과, 정확도 0.778과 Kappa 계수 0.743의 우수한 성능이 도출되었다. 이는 데이터 편향성 문제를 극복하고 데이터 간 연관성을 고려하지 않았던 기존의 교통 서비스를 보완한다. 따라서 도로 교통 이용자는 잠재적인 도로 교통사고 위험을 탐지하고 예방할 수 있다.

REFERENCES

[1] B. K. Dar, M. A. Shah, S. U. Islam, C. Maple, S. Mussadiq & S. Khan. (2019). Delay-aware accident detection and response system using fog computing. *IEEE Access, 7,* 70975-70985.

[2] *Statistical Analysis of Traffic Accidents.* (2019). https://www.koroad.or.kr/.

[3] C. M. Kim, E. J. Hong, K. Chung & Roy C. Park. (2020) Driver Facial Expression Analysis using LFA-CRNN based Feature Extraction for Health-Risk Decisions. *Applied Sciences, 10(8),* 2956-2976.

[4] *Traffic Accident Information graphic.* (2020). http://taas.koroad.or.kr/.

[5] A. B. Parsa, A. Movahedi, H. Taghipour, S. Derrible & A. K. Mohammadian. (2020). Toward safer highways, application of XGBoost and SHAP for real-time accident detection and feature analysis. *Accident Analysis & Prevention, 136,* 105405.

[6] D. Wang, Q. Liu, L. Ma, Y. Zhang & H. Cong. (2019). Road traffic accident severity analysis: A census-based study in China. *Journal of safety research, 70,* 135-147.

[7] K. Chung, H. Yoo & D. E. Choe. (2020). Ambient Context-based Modeling for Health Risk Assessment Using Deep Neural Network, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 11(4),* 1387-1395.

[8] J. C. Kim & K. Chung. (2019). Associative Feature Information Extraction using Text Mining from Health Big Data. *Wireless Personal Communications, 105(2),* 691-707.

[9] S. Zhu. (2019). Research on data mining of education technical ability training for physical education students based on Apriori algorithm. *Cluster Computing, 22(6),* 14811-14818.

[10] S. Canale, S. Leonardi & G Pappalardo. (2005). The

reliability of the urban road network: Accident forecast models. *Proceedings of the III International Congress SIIV-People, Land, Environment and Transport Infrastructures,* 22-24, Italy.

[11] T. Beshah & S. Hill. (2010). Mining road traffic accident data to improve safety: role of road-related factors on accident severity in Ethiopia. *AAAI Spring, 3(10),* 221-226.

[12] *2019 Traffic Accident Information.* (2019). https://www.data.go.kr/data/15003493/fileData.do

[13] *Hazardous Road Forecasting System.* (2020). http://taas.koroad.or.kr/.

[14] K. D. Rajab. (2019). New Associative Classification Method Based on Rule Pruning for Classification of Datasets. *IEEE Access, 7,* 157783-157795.

[15] J. Landis & G. G. Richard (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorial Data. *Biometrics,* 159-174.

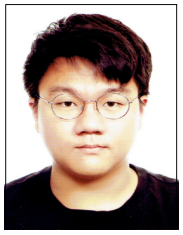
류 성 은(Ryu, Seong-Eun) [학생회원]

· 2018년 2월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 학부생
· 2019년 12월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 데이터마이닝 연구실 연구원
· 관심분야 : 데이터 마이닝, 인공지능, 딥러닝, 헬스케어, 신경망
· E-Mail : fbtjddms777@naver.com

김 현 진(Kim, Hyun-Jin) [학생회원]

· 2019년 3월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 학부생
· 2019년 12월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 데이터마이닝 연구실 연구원
· 관심분야 : 데이터마이닝, 영상 객체 탐지, 빅데이터 분석
· E-Mail : khyunjin1993@gmail.com

구 병 국(Koo, Byoung-Kook) [학생회원]



· 2016년 2월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 학부생
· 2019년 8월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 데이터마이닝 연구실 연구원
· 관심분야 : 데이터 마이닝, 빅데이터 프로세싱, 자연어 처리
· E-Mail : byunguki@kyonggi.ac.kr

권 혜 정(Kwon, Hye-Jeong) [학생회원]

· 2017년 2월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 학부생
· 2020년 5월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터 공학부 데이터마이닝 연구실 연구원
· 관심분야 : 데이터 마이닝, 딥러닝, 컴퓨터 비전, 인공지능, 헬스케어
· E-Mail : rnjsgpwjd121@naver.com

박 찬 홍(Park, Roy C.) [정회원]

· 2008년 8월 : 상지대학교 산업공학과 (공학사)
· 2010년 8월 : 상지대학교 컴퓨터정보공학과 (공학석사)
· 2015년 2월 : 상지대학교 컴퓨터정보공학과 (공학박사)
· 2015년 3월 ~ 2019년 2월 : 동서대학교 컴퓨터공학부 교수
· 2019년 3월 ~ 현재 : 상지대학교 정보통신소프트웨어공학과 교수
· 관심분야 : 클라우드, 빅데이터, 헬스케어, 인공지능, HCI
· E-Mail : roypark1984@gmail.com

정 경 용(Chung, Kyungyong) [종신회원]

· 2000년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 (공학사)
· 2002년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 (공학석사)
· 2005년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부 (공학박사)
· 2006년 3월 ~ 2017년 2월 : 상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수
· 2017년 3월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터공학부 교수
· 관심분야 : 데이터마이닝, 헬스케어, 빅데이터, 지능시스템, 인공지능, HCI, 정보검색, 추천시스템
· E-Mail : dragonhci@gmail.com