

빅데이터 기반의 화학사고예방관리계획서 이행점검 대상 선정에 관한 연구

정 원 일*, 김 연 진*, 류 태 인**, 조 승 범**, 김 경 배°

A Study on the Selection of Inspection Targets of Chemical Accident Prevention Management Plan Based on Big Data

Weonil Jeong*, Yeon Jin Kim*, Tae In Ryu**, Seungbum Jo**, Gyoung-Bae Kim°

요 약

산업 고도화로 화학물질의 사용량이 증가하고 있어 화학물질로 인한 화학 사고의 발생 가능성도 커지고 있다. 이에 국민 건강과 재산, 환경 등에서의 사회적 피해를 최소화하기 위한 화학 사고에 대한 효과적인 예방 및 대응에 관한 방안들이 연구되었다. 특히, 화학사고 예방을 위한 사고대비물질 취급시설의 위험관리 방안과 화학사고로 인한 인명이나 환경에서의 영향 관리방안을 통합한 화학사고관리예방계획서에 관한 규정이 제정되었다. 본 연구에서는 화학사고예방관리계획서를 제출한 유해화학물질 취급 기관을 대상으로 빅데이터 기반의 기계학습 방법을 활용하여 이행점검 기관을 선정하는 방법에 관한 연구를 수행하였다.

키워드 : 화학사고, 사고예방, 이행점검, 빅데이터, 기계학습

Key Words : Chemical accident, Accident prevention, Inspection, Big data, Machine learning

ABSTRACT

The expansion in the use of chemicals due to industrial advancement increases the possibility of chemical accidents caused by chemicals. Therefore, measures for effective prevention and response to chemical accidents have been studied in order to minimize social damage to public health, property, and environment. In particular, regulations on chemical accident management and prevention plans integrating risk management schemes for accident preparation material handling facilities and impact management schemes for human life and the environment were enacted to prevent chemical accidents. In this study, we proposed a study on how to select implementation inspection organizations by using big data-based machine learning method for hazardous chemical handling organizations that submitted chemical accident prevention management plans.

* 본 연구는 환경부 화학물질안전원 주관으로 서원대학교 산학협력단에서 수행한 “화학안전 기술 선진화 방안 마련 연구”의 지원을 받았다

• First Author : Hoseo University Division of Computer Science, wchung@hoseo.edu, 정희원

° Corresponding Author : Seowon University School of Software, gbkim@seowon.ac.kr, 종신회원

* 서원대학교, anne6497@naver.com, 학생회원

** 화학물질안전원, tiryu@korea.kr, sebujo@korea.kr

논문번호 : 202305-092-C-RN, Received May 3, 2023; Revised June 5, 2023; Accepted June 15, 2023

1. 서 론

유해화학물질이란 유해성이나 위해성이 존재하거나 그러한 우려가 있는 유독물질, 허가물질, 제한물질, 금지물질, 사고대비물질 등의 화학물질을 의미한다^[1]. 화학물질안전원의 화학물질종합정보시스템에 따르면 2014년 1월 8일부터 2022년 12월 26일까지 총 743건의 화학물질 사고가 발생하였다^[2]. 화학물질 사고가 발생한 지역별, 사고원인별, 사고형태별 사고현황은 표 1, 그림 1, 그림 2와 같다.

표 1에서 화학물질 사고 건수는 화학물질을 취급하는 사업장의 수와 관계없이 절대적인 수치로 경기도, 경상북도, 울산 등의 순서로 나타났다.

그림 1에서 화학물질로 인해 발생한 사고의 원인은 안전기준 미준수(Failure to comply with safety standards), 시설결함(Facility defect), 운송차량(Transportation vehicle), 자연재해(Natural disasters)의 순으로 나타났다.

그림 2에서는 화학물질 사고현황을 사고형태별로 나타내고 있으며, 누출(Leakage), 폭발(Explosion), 화재(Fire), 기타(Etc)의 순서로 분류되었다.

화학물질 사고로 인한 국민 건강과 환경적 위해를 예방하고 관리하며 신속한 사고 대응을 위해 2015년 화학물질관리법이 전부 개정되었다. 이후 화학물질관리법의 지속적인 개선이 이루어졌음에도 2015년 군산 사염화규소 누출사고, 2016년 울산 황산 누출사고, 2017년 경주 질산 누출사고, 2018년 영주 육불화텅스텐 누출사고, 2020년 인천 아세톤 화재사고 등 화학사고는 꾸준히 발생하고 있다^[3-4]. 이러한 화학물질 사고는 국민 건강, 환경, 인명피해 및 재산피해에 미치는 영향이 매우 크므로 사전예방과 안전관리가 매우 중요하다. 이에 화학 사고에 관한 효율적인 예방과 대응을 위해 화학사고의 발생형태, 설비, 원인, 작업상황, 위험물, 시간에 따른 사고 발생 현황과 인명피해 현황을 분석하여 재발 방지대책 마련에 관한 연구^[5], 기존 화학사

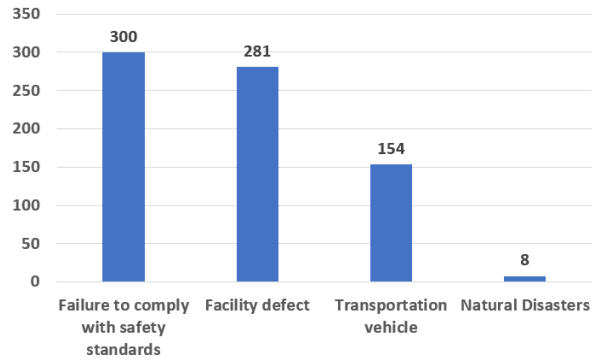


그림 1. 사고원인별 화학물질 사고현황
Fig. 1. Current status of chemical accidents by cause

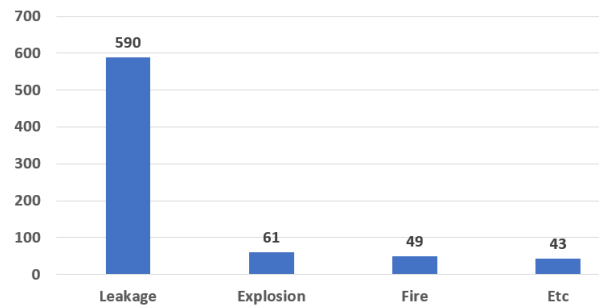


그림 2. 사고형태별 화학물질 사고현황
Fig. 2. Current status of chemical accidents by type

고 사례로부터 화학사고 발생에 따른 화학사고 예방 및 대책의 중요성과 개선 방향에 관한 연구^[6], 그리고 해외 주요 국가의 화학사고 예방제도의 운영 현황을 국내 화학사고와 안전관리 수준과 비교 분석하여 고도화 방안 제시^[7] 등과 같은 다양한 연구들이 수행되었다.

효율적인 화학사고 예방을 위한 기존의 연구 결과와 제도개선의 일환으로 사고대비물질 취급시설의 위험관리를 위한 종합적 사고예방 제도와 화학사고 발생으로 사업장 주변 지역의 사람이나 환경 등에 미치는 영향에 관한 제도를 통합하여 화학예방관리계획서에 관한 작성, 검토, 이행 등에 관한 규정을 제정하였다^[8-10].

이에 본 논문에서는 수기로 진행하고 있는 이행점검

표 1. 지역별 화학물질 사고현황
Table 1. Current status of chemical accidents by region

Region	No. of case	Region	No. of case	Region	No. of case
Gyeonggi-do	205	Busan	39	Daegu	17
Gyeongsangbuk-do	79	Jeollabuk-do	38	Gangwon-do	11
Ulsan	66	Gyeongsangnam-do	37	Gwangju	9
Chungcheongnam-do	59	Incheon	34	Sejong	4
Jeollanam-do	55	Seoul	23	Jeju	3
Chungcheongbuk-do	45	Daejeon	19		

대상 선정 업무를 지원할 수 있도록 화학물질안전원에 화학사고예방관리계획서(이하, 화관서)를 제출해야 하는 유해화학물질 취급시설을 설치하고 운영하는 사업장 가운데 빅데이터 기반의 기계학습을 통한 효과적인 이행점검 기관을 선정 방법에 관한 연구를 수행하였다.

본 논문에 사용된 데이터는 화학물질안전원의 이행점검 대상 검사기관 데이터와 검사기관이 제출한 화관서를 포함하여 장외영향평가서, 사고사례 통계정보를 활용하였다. 분석과정은 입력 데이터로부터 데이터 분석을 위해 수치화된 분석 대상 칼럼을 선정하고, 선정 데이터에 대한 상관관계와 유의확률 분석을 통해 기계학습에 활용될 인자를 도출하였다. 다음으로 화관서의 위험도와 사고사례 통계정보의 인명피해 위험도 변수들에 대해 랜덤포레스트(Random forest) 알고리즘을 이용한 이행점검 대상 선정 예측 모델을 제시하였다. 최종적으로 예측 모델을 통해 이행점검 대상 기관 데이터를 대상으로 화관서 위험도와 인명피해 위험도 예측 결과를 도출하고, 장외영향평가서에 제시된 위험도 분류별로 최종선택도를 산출하여 이행점검 대상 기관들을 목록화하였다. 다만, 본 논문에서의 예측 모델은 실험에 활용된 데이터의 제약으로 인해 그 효용성은 제한적일 수 있으나 기존의 수기 업무에 대해 과학적인 보조 수단으로 기여할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 관련 연구에 관해 기술하고, 3장에서는 이행점검 대상 선정에 관한 화관서, 사고사례 통계정보, 장외영향평가서의 인자를 분석하고, 4장에서는 이행점검 기관 선정에 관해 설명한다. 이어 5장에서 결론을 맺고 향후 연구를 제시한다.

II. 관련 연구

본 논문에서는 기계학습 알고리즘의 입력으로 사용할 변수 선정에 대해 피어슨 상관관계수(Pearson correlation coefficient)^[11]와 유의확률(P-value)^[12] 분석을 활용한다. 피어슨 상관관계수는 연속하는 두 변수 간의 선형 상관관계를 계량화한 수치로, 산출 결과로부터 상관관계의 절댓값이 1에 가까울수록 인명피해 변수와 해당 변수 간에 명확한 선형 상관관계가 존재하고, 0에 가까울수록 약한 선형 상관관계가 존재함을 의미한다.

기계학습에 사용되는 랜덤포레스트 알고리즘은 검출, 분류, 회귀 분석 등에 사용되는 앙상블 학습 방법으로, 다수의 결정 트리를 앙상블 형태로 결합하고 있어 신속하고 정확한 훈련 성능과 대량의 데이터 처리를 지원한다^[13-15]. 본 논문에서는 이행점검 대상 선정에 관한 예측 모델 생성에 랜덤포레스트 알고리즘을 활용한다.

III. 이행점검 인자 분석

이행점검 선정에 관한 인자 분석은 화관서 위험도, 사고사례 인명피해도 및 장외영향평가서 위험도로 나누어 해당 종속 변수와 관련된 변수를 탐색하여 구성하였다. 그리고 본 논문의 실험 환경은 운영체제로 MS Windows 10 64비트, Intel Xeon 3.5Ghz CPU, 128GB 메모리로 구성된 워크스테이션에서 분석 도구로 RStudio를 사용하였다.

3.1 화학사고예방관리계획서 인자 분석

화관서에서 독립 변수는 사고 영향점수, 사고 빈도 점수, 증감요인 점수, 단위공장 개수, 민원 소요일수, 지자체 소요일수, 보완요청 횟수, 취급 유해화학물질 개수 등 분석 가능한 수치화 칼럼 8개로 하고, 종속 변수는 화관서에서의 위험도 도출을 위해 최종위험도점수를 선정하였다. 표 2는 최종위험도점수를 종속 변수로 독립 변수(Independent variable) 간의 유의확률(P-value), 유의수준 만족여부(Significant level satisfaction) 및 피어슨 상관관계수(Cor)를 나타낸다.

표 2에서는 최종위험도점수 변수와 독립 변수와의 유의확률과 상관관계 분석 결과에서 피어슨 상관관계수가 0.7보다 클 경우 강한 상관관계가 존재하며, 0.4부터 0.7 사이인 경우 약한 상관관계가 존재함을 의미한다. 그리고, 유의확률이 유의수준(0.05)보다 작은 독립 변수인 사고영향점수(AccImpactScore), 사고빈도점수(AccFreqScore), 증감요인 점수(IncScore), 단위공장 개수(UnitFactories), 민원소요일수(CompDays), 취급 유해화학물질개수(ChemNo)는 위험도 지수 예측 모델의 입력으로 이용한다. 유의수준을 만족하지 않는 지자체소요일수(GovProcDays)와 보완요청횟수(SupplementReq)는 예측 모델의 입력에서 배제된다.

표 2. 최종위험도점수와 독립변수의 유의확률과 상관계수
Table 2. P-value and Cor between final risk score and independent variables

Independent variable	P-value	Satisfaction	Cor
AccImpactScore	< 0.05	○	0.940
AccFreqScore	< 0.05	○	0.907
IncScore	< 0.05	○	0.291
UnitFactories	< 0.05	○	0.295
CompDays	< 0.05	○	0.134
ChemNo	< 0.05	○	0.385
GovProcDays	0.24	X	-0.046
SupplementReq	0.11	X	-0.063

위험도 예측 모델을 구성하기 위해 랜덤포레스트 알고리즘을 이용하여 독립 변수가 종속 변수에 미치는 영향을 중요도로 산출하였다. 실험에서 화관사에서 이행 점검 대상 기관은 652개이며, 랜덤포레스트 알고리즘에서 훈련 데이터는 80%, 검증 데이터는 20%로 설정하였다. 예측 모델의 성능에 관한 지표는 RMSE(Root mean square error, 평균 제곱근 오차)를 활용하였으며, 본 실험에서 RMSE는 0.385로 분석되었다.

표 3에서 종속 변수인 최중위험도점수에 영향을 미치는 독립 변수의 중요도(Importance)와 위험도에 반영할 비중(Weight)으로, 사고영향점수(AccImpactScore), 사고빈도점수(AccFreqScore), 취급유해화학물질개수(ChemNo), 단위공장개수(UnitFactories), 증감요인점수(IncScore), 민원소요일수(CompDays)의 순을 나타내고 있다. 이때 위험도 모델 비중의 합은 1로 구성하였다.

표 3. 위험도 예측 모델의 변수 중요도 및 비중
Table 3. Variable importance and weight in risk index prediction model

Variable	Importance	Weight
AccImpactScore	2697.080	0.436
AccFreqScore	2480.492	0.401
ChemNo	535.210	0.087
UnitFactories	220.915	0.036
IncScore	146.637	0.024
CompDays	103.438	0.017

3.2 사고사례 인자 분석

사고사례 통계정보에서 독립 변수는 누출량, 사고, 사망 등 수치화 칼럼 3개를 도출하였고, 종속 변수는 인명피해로 설정하였다. 표 4는 인명피해와 독립 변수 간의 유의확률 및 유의수준 만족여부, 피어슨 상관계수를 나타낸다.

표 4의 인명피해와 독립 변수 간의 유의확률과 상관관계 분석 결과에서 유의확률이 유의수준을 만족하는 사망(Death), 부상(Injury) 변수는 인명피해 위험도 예측 모델에서 이용되며, 누출량(Leakage)는 모델 입력에

표 4. 인명피해와 독립 변수의 유의확률과 상관계수
Table 4. P-value and Cor between human damage and independent variables

Independent variable	P-value	Satisfaction	Cor
Leakage	0.57	X	-0.022
Death	< 0.05	○	0.352
Injry	< 0.05	○	0.997

서 배제된다.

인명피해 위험도 예측 모델에서도 랜덤포레스트 알고리즘을 이용하여 독립 변수가 인명피해에 미치는 영향의 정도를 중요도로 산출하였다. 이 실험에서는 이행 점검 대상 기관의 사고 이력을 사고사례 통계정보로부터 검색하여 705건을 이용하였으며, 랜덤포레스트 알고리즘에서 훈련 데이터는 80%, 검증 데이터는 20%로 설정하였다. 예측 모델 성능 지표는 RMSE로, 본 실험에서 RMSE는 2.385로 분석되었다.

표 5에서 독립 변수의 중요도 결과와 인명피해 위험도 예측 모델에 반영할 비중으로 부상(Injury), 사망(Death) 순서를 보였으며, 비중의 합은 1이다.

표 5. 인명피해 위험도 예측 모델의 변수 중요도 및 비중
Table 5. Variable importance and weight in human damage risk prediction model

Variable	Importance	Weight
Injury	0.997	0.739
Death	0.352	0.2605

3.3 장외영향평가서 인자 분석

이행점검 대상 선정 관정은 화관서를 제출한 기관을 대상으로 수행되나, 대상 기관의 다양한 선정 요인을 분석하기 위해 본 논문에서는 장외영향평가서 정보를 분석하였다.

장외영향평가서 정보에서 위험도최고수치 인자에 대한 분석 대상 인자는 고/중/저 값을 위험도, 취급유해화학물질개수, 민원소요일수, 처리기간으로 선정하였다. 이때 위험도 인자는 원 핫 인코딩(one-hot encoding) 기법^[15]을 이용하여 위험도고, 위험도중, 위험도저 인자로 이산화하였다. 취급유해화학물질개수 인자는 해당 칼럼에 표기된 유해화학물질의 개수를 수치로 변환하였으며, 민원소요일수는 민원 접수 이후 민원 종료에 이르는 일수를 수치화하였다. 본 실험에서 사용된 장외영향평가서 튜플 수는 9,893개이다. 표 6은 장외영향평가서의 위험도최고수치 변수와 독립 변수 간의 유의확률 및 상관분석 결과를 나타낸다.

표 6의 분석 결과에서 유의수준(0.05)보다 작은 유의확률을 갖는 독립 변수는 위험도고(RiskLevelHigh), 위험도중(RiskLevelMid)으로 나타났으나, 피어슨 상관계수가 0.024, -0.024으로 절댓값이 매우 낮아 상관성을 부여할 수준은 아닌 것으로 판단된다. 또한, 위험도하(RiskLevelLow), 취급유해화학물질개수(ChemNo), 민원소요일수(CompDays), 처리기간(ProcDays) 등 나머지 독립 변수를 유의수준을 만족하지 못하므로 통계적

표 6. 위험도최고수치와 독립 변수의 유의확률과 상관계수
Table 6. P-value and Cor between highest level of risk and independent variables

Independent variable	P-value	Cor
RiskLevelHigh	0.02	0.024
RiskLevelMid	0.02	-0.024
RiskLevelLow	0.95	-0.001
ChemNo	0.77	0.003
CompDays	0.12	0.015
ProcDays	0.11	0.016

의미를 갖지 못한다.

다만, 장외영향평가서의 위험도 분류체계는 화관서의 사고영향점수와 사고빈도점수로 개편되기 이전의 결과로, 화관서 적합 사업장 중 장외영향평가서 결과를 가지고 있는 경우 이행점검 대상 선정을 위한 분류 기준으로 활용하였다.

IV. 이행점검 기관 선정

이행점검 기관 선정 과정은 화관서에 대한 위험도, 사고사례 통계정보에 대한 인명피해 위험도, 그리고 장외영향평가서의 위험도 분류를 적용하여 산출하였다.

먼저 이행점검 대상 기관은 화관서를 제출한 사업장 가운데 심사 결과가 ‘적합’인 14,371개의 사업장을 대상으로 화관서 기반의 위험도와 사고사례 통계정보 기반의 인명피해 위험도로부터 식 1을 적용하여 최종선택도를 계산한다.

$$X_r = \sqrt{X_a \times X_b} \quad (1)$$

수식 1에서 X_a 는 화관서의 위험도, X_b 는 사고사례 통계정보의 인명피해 위험도, X_r 은 최종선택도를 의미한다. 이때 X_a 및 X_b 는 각각 독립 변수의 값에 기산출된 비중을 곱하고 합산하여 계산하고, X_r 은 0과 1 사이의 값을 갖는다. 다만, X_b 도출 과정에서 사고사례가 없는 경우에 관한 보정을 시행하였다.

최종 분석 결과 예시는 표 7과 같이 장외영향평가서의 위험도는 상/중/하(High/Mid/Low)로 분류되며 그룹별 최종선택도를 내림치순으로, 이행점검 대상 기관별 고유 정보와 함께 사고영향점수(AccImpactScore), 사고빈도점수(AccFreqScore), 화관서 위험도(RiskDegree1), 사고사례 인명피해 위험도(RiskDegree2), 최종선택도(FinalScore), 그리고 장외영향평가서의 기관별 위험도

(RiskClass)를 제시하였다. 따라서, 이행점검 대상 기관을 선정하는 업무에서 상기 결과를 보조적으로 활용할 수 있다.

V. 결 론

본 논문은 빅데이터 기반의 기계학습을 통해 화학물질안전원에서 이행점검 대상을 선정하는 업무를 지원할 수 있는 방안 에 관한 연구를 수행하였다. 이행점검 대상 선정을 위해 랜덤포레스트 알고리즘을 활용한 기계학습을 통해 산출한 화관서 위험도와 사고사례 인명피해 위험도를 곱한 값에 제곱근을 취해 최종선택도를 도출하였다. 그리고 장외영향평가서 위험도 분류에 따른 그룹별 이행점검 대상 기관의 최종선택도를 나타내었다. 이로부터 이행점검 대상 기관을 선정 업무에서 보조적으로 활용할 수 있다. 향후 연구로는 이행점검 분석 결과의 고도화를 위해 화학물질의 유해 정도, 분석요인의 추가 확보 등을 반영한 연구가 필요하다. 또한, 예측 모델의 정확도 향상을 위해 화학물질안전원의 분석 데이터에 적합한 다양한 기계학습 알고리즘의 비교 분석도 요구된다.

References

- [1] Ministry of Environment, *Chemical substances control act*, <https://www.law.go.kr/LSW/lsInfoP.do?lsiSeq=183662#0000>, Jan. 2023.
- [2] Korea Environment Corporation, *Safe management of hazardous chemicals and personal protective equipment selection Guide*, 2018.
- [3] National Institute of Chemical Safety, *Chemical Information System: Current status of chemical accidents*, <https://icis.me.go.kr/main.do>, Jan. 2023.
- [4] B. Yoo, “A study on improvement safety management through chemical accident investigations,” *J. Soc. Disaster Inf.*, vol. 17, no. 3, pp. 403-414, 2021. (<https://dx.doi.org/10.15683/kosdi.2021.9.30.403>)
- [5] H. Lee and J. Yim, “A study on prevention measure establishment through cause analysis of chemical-accidents,” *J. Korean Soc. Safety*, vol. 32, no. 3, pp. 21-27, 2017. (<https://dx.doi.org/10.14346/JKOSOS.2017.32>)

3.21)

[6] D. Lee, T. Lee, and C. Shin, "Study on improvement measures for prevention and countermeasure of chemical accident," *J. Fire Sci. Eng.*, vol. 30, no. 5, pp. 137-143, 2016. (<https://dx.doi.org/10.7731/KIFSE.2016.30.5.137>)

[7] S. Lee, "A study on the advancement of safety management for preventing chemical accidents," Ph.D. dissertation, Depart. of Disaster and Safety Graduate School, Myongji University, 2020.

[8] National Institute of Chemical Safety, *Regulations on the preparation, etc. of chemical accident prevention management plans*, <https://www.law.go.kr/LSW/admRulLsInfoP.do?admRulSeq=2100000215293>, Jan. 2023.

[9] National Institute of Chemical Safety, *Regulations on the review, etc. of chemical accident prevention management plans*, <https://law.go.kr/LSW/admRulLsInfoP.do?admRulSeq=2100000200536>, Jan. 2023.

[10] National Institute of Chemical Safety, *Regulations on the implementation, etc. of chemical accident prevention management plans*, <https://www.law.go.kr/LSW/admRulLsInfoP.do?admRulSeq=2100000199820>, Jan. 2023.

[11] A. J. Bishara and J. B. Hittner, "Testing the significance of a correlation with nonnormal data: Comparison of pearson, spearman, transformation, and resampling approaches," *Psychological Methods*, vol. 17, no. 3, pp. 399-417, 2012. (<https://dx.doi.org/10.1037/a0028087>)

[12] R. L. Wasserstein, A. L. Schirm, and N. A. Lazar, "Moving to a world beyond "p<0.05"," *The American Statistician*, vol. 73, pp. 1-19, 2019. (<https://dx.doi.org/10.1080/00031305.2019.1583913>)

[13] L. Breiman, "Random forests," *Machine Learning*, vol. 45, pp. 5-32, 2001.

[14] K. Ko, D. Hwang, S. Park, and G. Moon, "Electrical fire prediction model study using machine learning," *J. Korea Inst. Inf., Electr.,*

and Commun. Technol., vol. 11, no. 6, pp. 703-710, 2018.

(<https://dx.doi.org/10.17661/jkiiect.2018.11.6.703>)

[15] P. Rodriguez, M. A. Bautista, J. Gonzalez, and S. Escalera, "Beyond one-hot encoding: Lower dimensional target embedding," *Image and Vision Computing*, vol. 75, pp. 21-31, 2018. (<https://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2018.04.004>)

정 원 일 (Weonil Jeong)



1998년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 졸업

2004년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학부 박사

2004년 7월~2006년 8월 : 한국전자통신연구원 선임연구원

2007년 3월~현재 : 호서대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야> 빅데이터, 클라우드컴퓨팅, 시스템 보안

김 연 진 (Yeon Jin Kim)



2021년 2월 : 경북대학교 나노소재공학부 신소재공학전공 졸업

2023년 8월 : 서원대학교 정보통신공학 석사

<관심분야> 빅데이터, 인공지능, 재난재해

류 태 인 (Tae In Ryu)



2008년 2월 : 부산대학교 화학과 졸업
2016년 8월 : 성균관대학교 화학공학과 박사
2019년 1월~현재 : 환경부 화학물질안전원 공업연구사

<관심분야> 빅데이터, 머신러닝, 화학안전

김 경 배 (Gyoung-Bae Kim)



1992년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 졸업
2000년 2월 : 인하대학교 컴퓨터공학 박사
2000년 3월~2004년 2월 : 한국전자통신연구원 선임연구원
2004년 3월~현재 : 서원대학교 소프트웨어학부 교수

<관심분야> 빅데이터, 인공지능, 재난재해, 클라우드 컴퓨팅

조 승 범 (Seungbum Jo)



2004년 2월 : 아주대학교 기계공학과 졸업
2015년 12월 : 캘리포니아대학 샌디에고 기계공학과 박사
2019년 4월~현재 : 화학물질안전원 공업연구관

<관심분야> 빅데이터, 전산유체, 안전기준, 방재기술