

# 신용정보를 활용한 AI 모형 기반 개인사업자 부도율 예측방법

신용정보원 IT보안팀장 홍동숙 (Ph. D.)

2023.5.17.

# AI 연구(특허) 실적 (2020년~)

- Dong-suk Hong, “Default Rate Prediction Models for Self-employment in Korea using Ridge, Random Forest and Deep Neural Network”, Vol 1, Issue 3, Lattice : the Machine Learning Journal, 2020.
- 홍동숙, “AI기반 개인사업자 업종별 부도율 예측에 관한 연구: 신용정보 입력변수의 유용성 검증과 AI 기법 성능 평가 중심으로”, CIS이슈리포트 2020-6호, 2020.
- 홍동숙, “개인사업자 부도율 예측 모델에서 신용정보 특성 선택 방법”, 한국시뮬레이션학회 논문지, 제30권 제1호, pp.75-85, 2021.
- 홍동숙, “개인사업자 부도예측 학습 데이터 생성을 위한 표본재추출 방법 비교”, 지능정보시스템학회, 2021.
- Dong-suk Hong, “Generating and Validating Synthetic Training Data for Predicting Bankruptcy of Individual Businesses”, Vol 19, Issue 4, Journal of Information and Communication Convergence Engineering(SCIE), pp.228-233, 2021.
- 홍동숙, “부도 예측을 위한 인공지능 학습용 데이터 생성 및 검증 기법: GAN 기반 재현 데이터 중심으로”, CIS이슈리포트 2021-8호, 2021.
- 홍동숙, “금융 AI 시장 전망과 활용 현황 : 은행권을 중심으로”, CIS이슈리포트 2022-1호, 2022.
- **신용정보원 등록특허, “신용정보를 활용한 인공 지능 모형 기반 개인사업자 부도율 예측 방법 및 장치”, 2023.**
- 홍동숙, “딥러닝 기반 위협 탐지 성능 연구”, 한국지능시스템학회, 2023.

# Agenda

- “디지털 전환(DT; Digital Transformation)과 혁신의 중심에 있는 인공지능(AI)을 어떻게 장착하고(enable), 확장(scaling)할 것인가”
  - AI에 대한 경험(experimental analysis)

• 등록 특허 소개	1. 아이디어	2. 관련 기술	3. 가치
• AI 장착 (출원이전)	1. 조사 연구	2. 분석	3. 기술 검증
• AI 확장 (출원이후)	1. 학습데이터	2. 차세대 보안	

# 등록 특허 소개



등록특허 10-2505632



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년03월03일

(11) 등록번호 10-2505632

(24) 등록일자 2023년02월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06Q 10/06 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)  
G06N 3/08 (2023.01) G06Q 10/04 (2023.01)  
G06Q 10/10 (2023.01)

(52) CPC특허분류  
G06Q 10/06375 (2013.01)  
G06N 20/00 (2021.08)

(21) 출원번호 10-2021-0005536

(22) 출원일자 2021년01월14일

심사청구일자 2021년01월14일

(65) 공개번호 10-2022-0102961

(43) 공개일자 2022년07월21일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020200075120 A\*

KR1020200115369 A\*

조선대학교 지식경영연구원, 기계학습 기법을 이

(73) 특허권자

사단법인 한국신용정보원

서울특별시 중구 명동11길 19 (명동1가)

(72) 발명자

홍동숙

(74) 대리인

특허법인 무한

“해결하고자 하는 문제”

## ➔ 개인사업자 취약성 및 제약점 해결

- 경기변동에 상대적으로 민감하고 기업재무정보의 신뢰도가 낮은 개인사업자에 대해 기존의 일반법인 부도위험 예측 모형 적용 가능한가?

## ➔ 취약 업종 부도율 자체 모형 개발 필요 (거기경제지표, 대체 지표 개발)

“새로운 방법”

## 업종 부도율을 보다 정확하게 예측하기 위한 최대 성능 모형

## 최종 미시변수(신용정보)를 선택하기 위한 Feature Selection 방법

: 신용정보유형(개인-기업-복합) 별 변수 차주 부도 예측 서브 모델의 중요 변수

전체 청구항 수 : 총 16 항

심사관 : 고용학

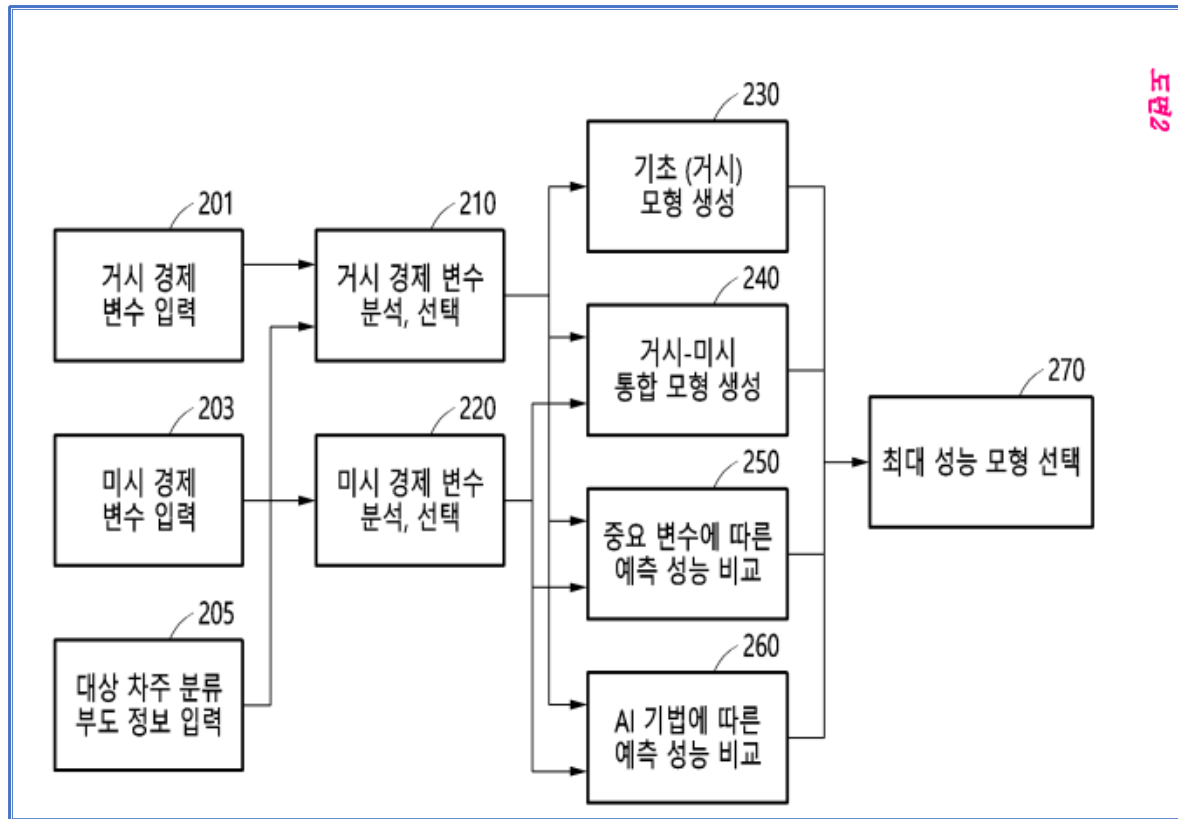
(54) 발명의 명칭 신용정보를 활용한 인공지능 모형 기반 개인사업자 부도율 예측 방법 및 장치

### (57) 요약

개인사업자의 부도율을 예측하는 방법 및 장치는 거시 경제 변수들 및 신용 정보를 포함하는 미시 경제 변수들을 수신하고, 시차 상관성에 기반한 통계적 검증을 수행함으로써 거시 경제 변수들 중 후보 거시 경제 변수들을 선택하고, 통계적 유의성 및 회귀 분석에 기반한 통계적 검증을 수행함으로써 미시 경제 변수들 중 후보 미시 경제 변수들을 선택하고, 후보 미시 경제 변수들 중 성능 평가를 위한 복수의 모형들에 따른 제1 중요 변수들을 선택하고, 후보 거시 경제 변수들의 유형 및 제1 중요 변수들을 분류하는 복수의 신용 정보 유형들 중 적어도 일부를 조합하는 서브셋들을 생성하고, 모형들에 기반한 성능 평가 결과를 기초로 서브셋들 중 적어도 하나의 서브셋을 선택하며, 선택된 서브셋에 포함된 최종 중요 변수들을 리지 모형, 랜덤 포레스트 모형, SVR 모형, 심층 신경망 모형, 라쏘 모형, 및 드랍아웃 모형 중 적어도 하나에 입력함으로써 개인사업자의 부도율을 예측한다.

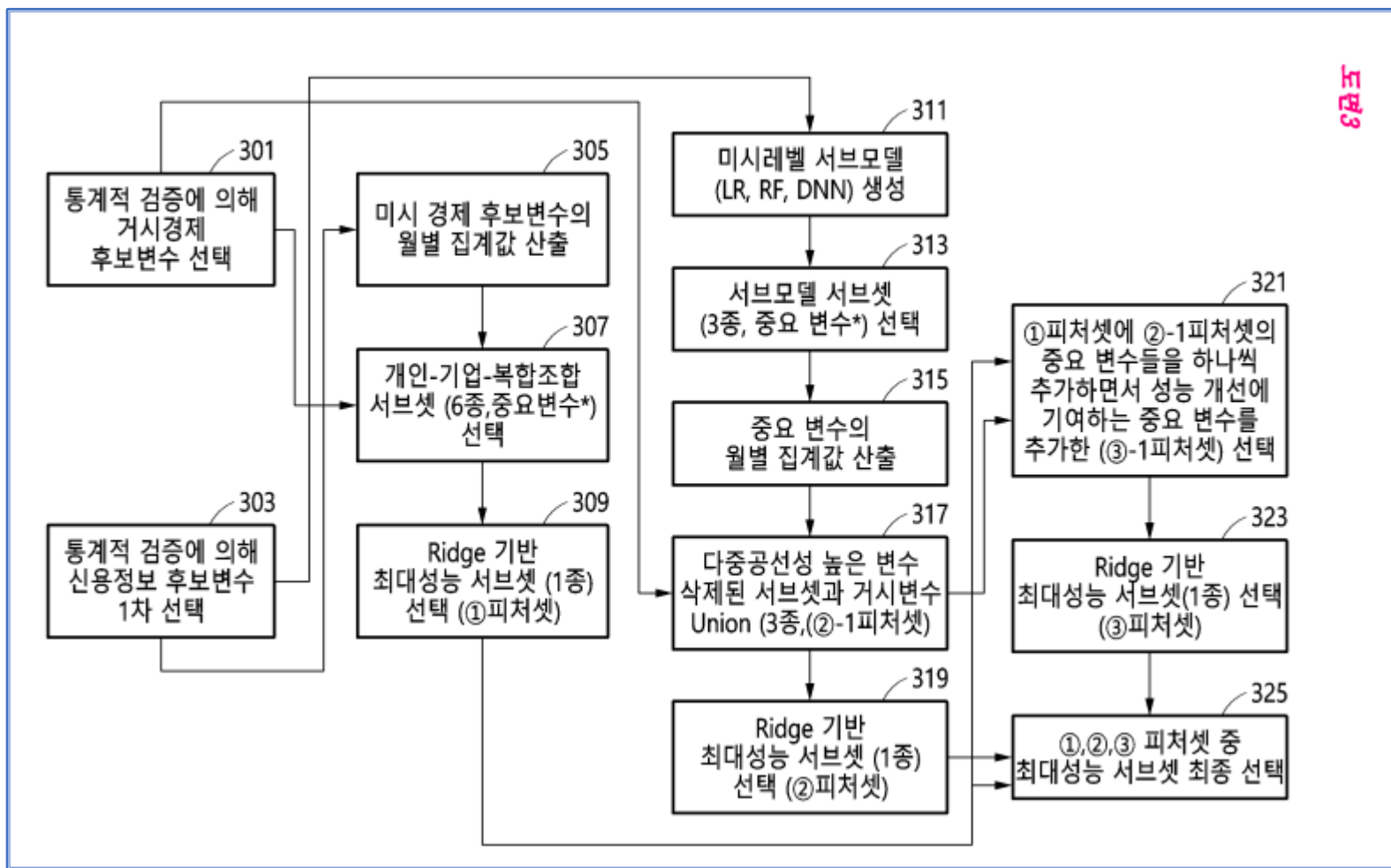
# 아이디어

- 개인사업자 업종별 부도율을 보다 정확하게 예측하기 위한 방법으로 **거시 경제 변수** 뿐만 아니라, **신용 정보**를 월 단위로 가공한 **미시 경제 변수**를 함께 고려한 모형



# 아이디어

2. 통계적 검증을 수행하는 필터방법과 다수 래퍼를 결합 사용하는 **반복적·하이브리드** 방법으로 다양한 **AI 서브 모델**들을 구축하고 성능평가를 통해 **최대 성능 모델의 중요 변수**를 추출하여 선택



# 아이디어

## 3. 중요변수 선택 방법

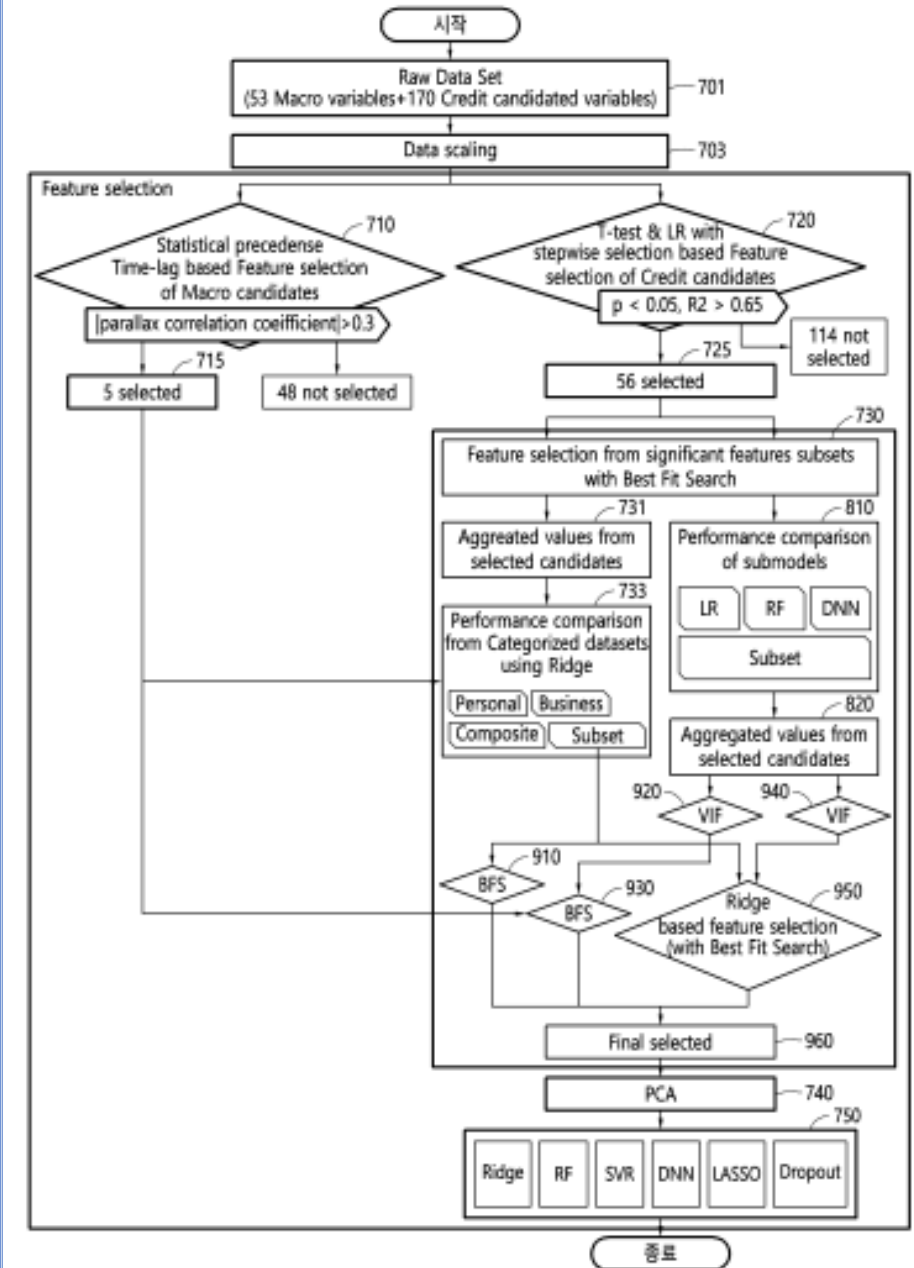
**제1중요변수** (① 피쳐셋) : 거시변수와 미시(신용정보)변수를 유형별로 조합한 서브셋에 대한 순열 피쳐 중요도에 기반한 모형 성능 평가를 통해 선택

- (1유형) 개인변수
- (2유형) 기업변수
- (3유형) 복합변수
- (4유형) 개인+기업변수의 조합
- **(5유형) 복합+개인변수의 조합**
- (6유형) 복합+기업변수의 조합

**제2중요변수** (② 피쳐셋) : 개별 차주 단위의 데이터셋으로 부터 생성한 개별 차주 부도 예측을 위한 미시 레벨의 바이너리 모형들의 예측 성능에 기초하여 선택

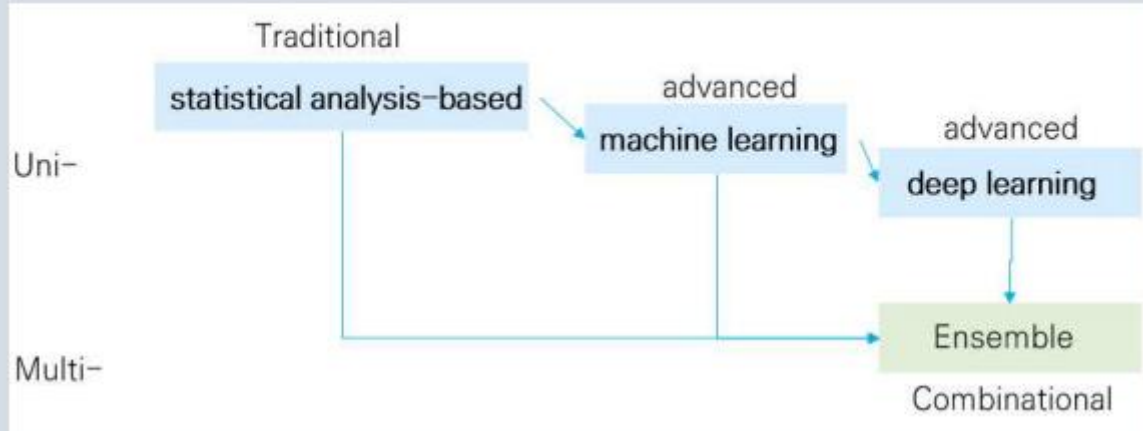
제1중요변수에 제2중요변수를 추가할 때 성능 개선에 기여하는 결합셋 (③ 피쳐셋) 중 최대 성능 피쳐셋 최종 선택

도면9



# 관련 기술

## Method 예측기법



### Ridge

회귀를 위한 선형모델로, 과대적합이 되지 않도록 규제(L2)를 적용한 회귀 모델(alpha값을 조절하여 가중치를 작아지게 혹은 커지게 규제)

### Random Forest

결정에 다다르기 위해 예/아니오 질문을 이어가면서 학습하는 결정트리를 조금씩 다른 여러 개를 만들고 이들의 평균 등을 이용하여 예측하는 앙상블 모델

### SVR

데이터 사이 거리를 계산하여 초평면을 생성하는 SVM(Support Vector Machine)모델로, 회귀 모델은 SVR, 분류 모델은 SVC

### DNN

딥러닝 모델 중 하나인 심층신경망(Deep Neural Network)으로 입력층과 출력층 사이 여러 개의 은닉층을 갖는 인공신경망을 뜻함

### LASSO

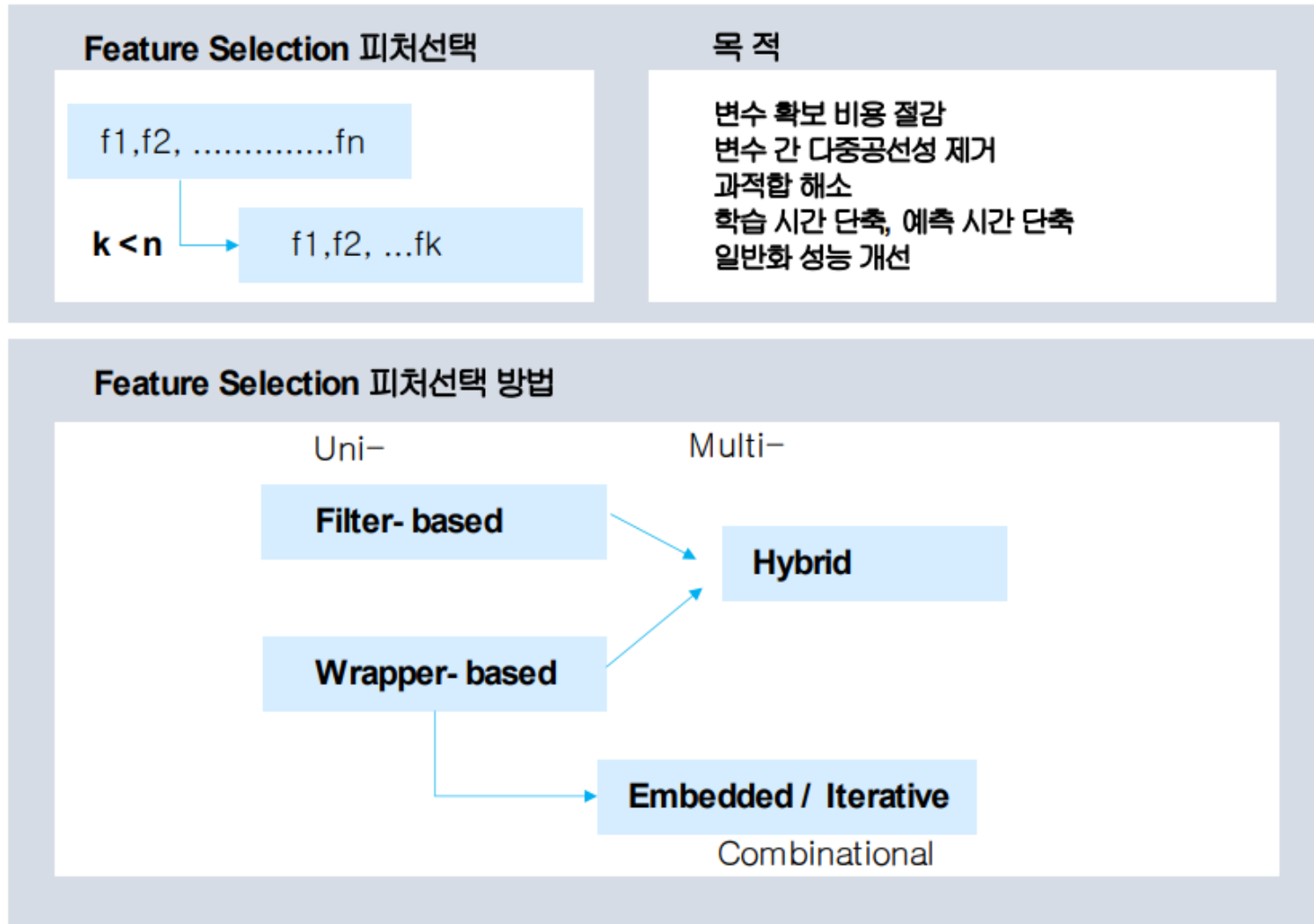
회귀를 위한 또다른 선형 모델로, 과대적합이 되지 않도록 규제(L1)를 적용한 회귀 모델(alpha 값을 조절하여 가중치를 작아지게 혹은 커지게 규제하며, 특정계수를 0으로 설정 가능)

### Dropout

앙상블 모형의 일종으로서, 훈련 과정에서 무작위로 특정 노드를 끊어버리는 가지치기(pruning)를 통해 과적합을 방지



# 관련 기술



# 관련 기술

## 데이터 전처리

(데이터 스케일링) 데이터 스케일에 따라(데이터 값이 너무 크거나 작을 때) 학습 과정에서 0으로 수렴하거나 무한대로 발산할 수 있기 때문에 데이터 전처리 과정에서 스케일 조정 필요

StandardScaler(sklearn)

(차원 축소) 피처의 개수가 증가함에 따라 데이터 양이 기하급수적으로 증가하며 지나친 고차원의 데이터들은 의미를 제대로 표현하기 어렵기 때문에 데이터의 의미를 제대로 표현하는 피처를 학습에 사용함으로써 설명력 높은 모델을 생성 필요

Feature selection,  
Feature extraction(PCA; Principal Component Analysis)

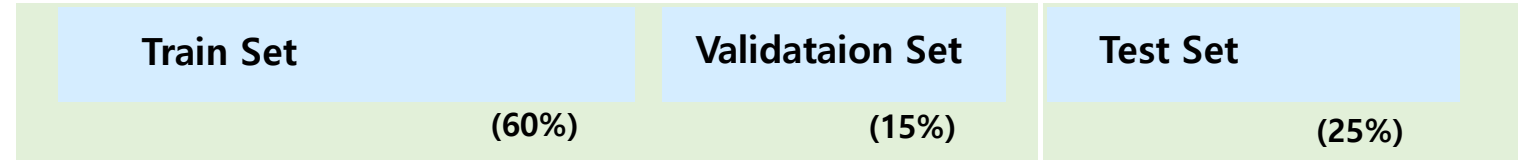
(데이터 불균형문제 처리) 이분류 데이터에 심각한 불균형이 존재할 때 모델 추정 및 정확도 평가 단계에서 성능 저하를 야기할 수 있기 때문에 부도/정상 데이터의 불균형 문제 해소 필요

ADASYN(imbalanced-learn),  
Under-sampling, Over-sampling

# 관련 기술

## 성능 평가

(데이터셋 준비)



(최대성능모형) 각 모형별로 하이퍼파라미터 튜닝과 교차 검증을 반복적으로 수행하면서 일반화 성능이 우수한 최대 성능모형 채택

**교차 검증** : 일반화 성능을 측정하기 위한 방법으로 데이터를 여러 번 반복해서 나누고 여러 모델을 학습하며 각 모델을 평가하여 나온 결과를 측정하여 비교

< 교차검증 개념도 >

훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트	검증 세트
훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트	검증 세트	훈련 세트
훈련 세트	훈련 세트	검증 세트	훈련 세트	훈련 세트
훈련 세트	검증 세트	훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트
검증 세트	훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트	훈련 세트

**하이퍼파라미터(Hyper parameter) 튜닝** : 일반화 성능을 최대로 높여주는 하이퍼파라미터 값을 찾는 과정으로, 모델 별 하이퍼파라미터의 가능한 모든 조합을 시도함으로써 **최대 성능의 베스트 파라미터**를 찾는 것

하이퍼파라미터 설정 범위

- 'pca\_n\_components': range(1, 16),
- 'model\_hidden\_layer\_sizes': [(5,5,5)],
- 'model\_activation': ['relu','tanh','logistic'],
- 'model\_alpha': [0.0001, 0.05],
- 'model\_learning\_rate': ['constant','adaptive'],
- 'model\_solver': ['adam'],
- 'model\_max\_iter': [100, 1000, 10000, 100000]

# 가치

- 취약 업종 리스크 관리를 위한 검증된 신용정보 AI 모형 개발 방법론
- 모형에 활용될 중요 신용정보 미시변수

## (발명의 효과)

1. 재무제표 등과 같은 재무 정보가 제공되지 않는 경우에도 신용 정보를 활용함으로써 개인사업자의 업종별 부도율을 예측
2. 거시 경제 변수들과 신용 정보를 포함하는 미시 경제 변수들에 대한 통계적 검증 이후 다양한 모형들에 의해 추가적으로 예측 성능을 개선하는 서브셋들에 의해 중요 변수를 선택함으로써 예측 성능을 향상
3. 서브 모형들을 구축하고, 최대 성능 모형의 중요 변수를 추출함으로써 최대 일반화 성능을 내면서 학습 시간과 예측 시간을 절감
4. 거시 경제 변수 뿐만 아니라, 업종별 신용 정보를 월 단위로 가공한 미시 경제 변수를 함께 고려한 모형들에 의해 개인사업자의 업종별 부도율을 월 단위로 예측함으로써 취약 업종의 리스크를 관리

# AI 장착

## 1. 해결할 문제 정의

개인사업자 업종별 부도율 예측 문제

“신용정보를 활용하여 개인사업자 업종별 부도율 예측이 가능한가?”

“개인과 기업의 특성을 모두 가지는 개인사업자는 개인 혹은 기업 정보 중 어떤 정보를 변수로 활용하는 것이 효과적일까?”

“예측 성능은 얼마나 될 것인가?” “충분히 예측력이 있나?”

딥러닝 등 AI 검증

중요변수 선정

예측력 제고

## 2. 조사 연구

선행 논문, 특허 조사 및 전문가 인터뷰 등을 통해 후보 변수를 정의  
\* 후보 변수 총 223개 (거시 변수 53개, 신용정보 미시 변수 170개)

## 3. 분석

제조업 개인사업자 차주 신용정보 데이터 및 부도율(5년)에 대한 분석 진행  
\* Python, Scikit learn, Tensorflow, Keras 등

## 4. 기술 검증

분석 결과, AI 예측 방법론을 국내외 전문 학회/논문지 등에 발표

## 5. 특허 출원

## 6. 특허 등록

신용정보를 활용한 인공지능 모형 기반 개인사업자 부도율 예측 방법 및 장치

# 분석

## AI 예측 성능 실험 결과

\* R2는 '1'에 가까울수록, 평균 오차는 '0'에 가까울수록 예측력이 우수

구분	① 기준 모형	② 실험모형					
		②-1	②-2	②-3	②-4	②-5	②-6
입력변수	거시지표	거시 + 개인정보	거시 + 기업정보	거시 + 복합정보	거시 + 개인 + 기업정보	거시 + 개인 + 복합정보	거시 + 기업 + 복합정보
R2	0.948	0.968	0.966	0.977	0.963	0.981	0.978
평균 오차 (MSE)	4.854	3.022	3.152	2.130	3.477	1.757	2.082
		4	5	3	6	1	2

→ (연구 결과) 예측 시 신용정보를 거시변수와 함께 이용할 때 예측력이

향상됨을 실증

### 제1중요변수

① 피쳐셋 기준

구분	기준모형 (②-5)	③ 실험모형				
		머신러닝 기법			딥러닝 기법	
		③-1 RF	③-2 SVR	③-3 Lasso	③-4 DNN	③-5 Dropout
R2	0.981	0.970	0.990	0.982	0.993	0.970
평균 오차 (MSE)	1.757	2.839	0.969	1.707	0.619	2.812

→ (연구 결과) 머신러닝보다는 딥러닝 기법인 DNN이 가장 우수한 성능을

나타냄

### 최종변수

② 피쳐셋 추가한

③ 피쳐셋 기준

구분	기준모형 (③-4) Hybrid	③ 실험모형			
		기존 방식			제안 방법
		③-6 Filter	③-7 Wrapper	③-8 Wrapper	③-9 Iterative & Hybrid
R2	0.993	0.971	0.987	0.940	0.994
평균 오차 (MSE)	0.619	2.696	1.187	5.593	0.601

→ (연구 결과) 반복적 하이브리드 피쳐 선택 방법에 기반한 제안 방법은 기존 방식(Filter, Wrapper, Hybrid) 보다 우수한 성능을

나타냄

# 기술 검증

## Deep Learning DEVCON DLDC 2020

### Default Rate Prediction Models for Self-employment in Korea using Ridge, Random Forest and Deep Neural Network \*

Dongsuk Hong  
Korea Credit Information Services  
dshong@kccredit.or.kr

Hanjong Baek  
Korea Credit Information Services  
click101@kccredit.or.kr

**Abstract**— This study introduces machine learning (ML) and deep learning (DL) models for predicting self-employment default rates using credit information. Most of preceding studies regarding corporate credit risk often focus on bankruptcy prediction models which involve and target listed companies, where they utilize financial information as main variables and also use macro-economic information as auxiliary variables. However, bankruptcy prediction models are difficult to apply to cases where financial information is insufficient, such as small-and-medium enterprise (SME) and self-employment businesses. In addition, there hardly exist studies on the prediction of corporate default rates by industry and also very limited. We hereby used micro-level variables that were processed by analysis of credit information such as loans and overdue history of individual businesses in Korean manufacturing sector during April 2014 through June 2019, together with typical macro-economic ones, such that we reach to achieve performance enhancement in predicting default rates. We then evaluated the effect which the algorithms such as Ridge, Random Forest (RF), and Deep Neural Network (DNN) make on the performance of the proposed model, i.e. default-rates prediction model for self-employment. In this study, the DNN model is implemented for two purposes, where it is a submodel for the selection of credit information variables, and it also works for cascading to the final model that predicts default rates by receiving the selected input variables. Each consists of 2 and 3 hidden layers, respectively, and each layer again consists of 5 nodes. The activation function, solver, and learning rate were determined through hyper-parameter tuning. As a result, when the credit information variable was used together with the macro-economic variable, the prediction performance was increased by 3.48% points (R2=0.981), compared to the Ridge model using only macro-economic variables, and the DNN performance of the final model was increased by 4.74% points (R2=0.993).

**Keywords**—credit information, self-employment default rates, macro-economic, machine learning (ML), deep learning (DL), random forest (RF), deep neural network (DNN), hyper-parameters

Therefore, in this study, in order to predict the default rates of self-employed manufacturing businesses, a representative self-employed industry in Korea, we select useful input variables and then establish three prediction models. This study focuses on whether credit information can be applied as a substitute variable for self-employment default rate prediction or not, where financial information, which was used as a major variable in existing studies, is difficult to apply to, and whether deep learning algorithms exhibit better prediction performance compared to machine learning ones.

#### II. LITERATURE REVIEW

##### A. Types of information used to predict bankruptcy

Considering potential input variables for predicting company bankruptcy by information type, it is largely classified into financial information, market-based information, other non-financial information from a micro perspective and macro-economic indicators from a macro perspective. Financial information is one which describes a company's profitability, growth potential, stability, etc. It has been used as one of main variables from the traditional statistical methods applied since the 1960s. As a leading research in the field, [3] proposed the concept of discriminant function for bankruptcy risk prediction using 5 financial ratios of working capital to total assets, retained earnings to total assets, operating profit to total assets, market value of equity capital to total liabilities, and sales to total assets.

EDF (Expected Default Frequency model) [4], which involves stock price information, is regarded as a representative out of studies on bankruptcy prediction based on market-based information, and studies ([5], [6], etc.) that integrate market-based information into financial information are introduced later on.

Reference [7] proposed how to update the normal

## 딥러닝 등 AI 검증

## 중요변수 선정

## 예측력 제고

## AI 알고리즘 검증

## 한국시물레이션학회 논문지

한국시물레이션학회 논문지  
Vol. 30, No. 1, pp. 75-85 (2021. 3)

http://doi.org/10.9709/UKSS.2021.30.1.95  
ISSN 1225-5904

### 개인사업자 부도율 예측 모델에서 신용정보 특성 선택 방법

홍동숙<sup>1</sup> · 백한중 · 신원준

### The Credit Information Feature Selection Method in Default Rate Prediction Model for Individual Businesses

Dongsuk Hong<sup>1</sup> · Hanjong Baek · Hyunjoon Shin

#### ABSTRACT

In this paper, we present a deep neural network-based prediction model that processes and analyzes the corporate credit and personal credit information of individual business owners as a new method to predict the default rate of individual business more accurately. In modeling research in various fields, feature selection techniques have been actively studied as a method for improving performance, especially in predictive models including many features. In this paper, after statistical verification of macroeconomic indicators (macro variables) and credit information (micro variables), which are input variables used in the default rate prediction model, additionally, through the credit information feature selection method, the final feature set that improves prediction performance was identified. The proposed credit information feature selection method as an iterative & hybrid method that combines the filter-based and wrapper-based method builds submodels, constructs subsets by extracting important variables of the maximum performance submodels, and determines the final feature set through prediction performance analysis of the subset and the subset combined set.

**Key words** : credit information, individual business default rate, feature selection, deep learning, prediction performance

#### 요약

본 논문에서는 개인사업자 부도율을 보다 정확하게 예측하기 위한 새로운 방법으로 개인사업자의 기업 신용 및 개인 신용 정보를 가공, 분석하여 입력 특성으로 활용하는 신용 심경량기반 예측 모델을 제시한다. 다양한 분야의 모델링 연구에서 특성 선택 기법은 특히 많은 특성을 포함하는 예측 모델에서 성능 개선을 위한 방법으로 활발히 연구되어 왔다. 본 논문에서는 부도율 예측 모델에 이용된 입력 변수인 거시경제지표(거시변수)와 신용정보(미시변수)에 대한 통계적 검증 이후 추가적으로 신용정보 특성 선택 방법을 통해 예측 성능을 개선하는 특성 집합을 확인할 수 있다. 제안하는 신용정보 특성 선택 방법은 통계적 검증을 수행하는 필터방법과 다수 레퍼를 결합 사용하는 반복적 · 하이브리드 방법으로, 서브 모델들을 구축하고 최대 성능 모델의 중요 변수를 추출하여 부분집합을 구성 한 후 부분집합과 그 결합셋에 대한 예측 성능 분석을 통해 최종 특성 집합을 결정한다.

**주요어** : 신용정보, 개인사업자 부도율, 특성 선택, 딥러닝, 예측 성능

#### 1. 서론

금융 분야는 금융 위험, 사기 활동 등을 식별하기 위해

다양한 빅데이터를 활용해야하는 영역 중 하나이며, 이러한 금융 빅데이터에 대한 예측 모델 설계는 국가 경제의 건진성을 유지하는 데 필수적이다. 빅데이터 관점에서 금융 빅데이터는 금융 거래 데이터, 기업, 개인 등 고객 정보, 시장 데이터 등 다양한 데이터 소스를 포함하고 있으며 엄청난 양의 빅데이터에 대한 효율적인 처리를 필요로 한다(Girija 등, 2019).

Received: 26 December 2020, Revised: 10 February 2021, Accepted: 15 February 2021

Corresponding Author: Dongsuk Hong  
E-mail: dshong@kccredit.or.kr

Korea Credit Information Services, Republic of Korea

기업 신용 리스크로 인한 금융 파산은 사회적으로 상

## 중요 변수 선택 방법 · 성능 개선

# AI 확장 (학습 데이터)

Journal of Information and Communication Convergence Engineering

## 개선할 문제 정의

### 개인사업자 데이터 불균형 문제

개인사업자는 기업의 한 형태로 기업 데이터에서 보이는 **불균형 문제**를 보임  
정상 vs. 부도 (부도: 0.1%미만으로 매우 희박함)

개인사업자 예측 모델은 부도 차주를 찾아내는 것이 목적

개인사업자 데이터의 불균형 문제가 분류 성능에 영향을 미치는가? **그 해결방법은?**

### 성과와 품질을 보장하는 신용정보 학습데이터셋 생성

데이터 합성 기술을 적용하여 부도 예측 모형에  
활용할 학습데이터를 생성하고 검증

J. Inf. Commun. Converg. Eng. 19(4): 01-06, Dec. 2021

Regular Paper

## Generation and Validation of Synthetic Training Data for Predicting Bankruptcy of Individual Businesses

Dong-Suk Hong<sup>1\*</sup>, Cheol Baik<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Big data Center, KCIS(Korea Credit Information Services), 04538, Korea

### Abstract

In this study, we investigate the credit information (loan, delinquency information, etc.) of individual business owners to generate an enormous amount of training data required to establish a bankruptcy prediction model through a partial synthetic training technique and further evaluate the prediction performance of the newly generated data compared to the actual data. When using the CTGAN (conditional, tabular, generative adversarial networks)-based training data generated by the experimental results (when predicting logistic regression), the recall is improved by 1.73 times compared to the actual data. The probability that both the actual and generated data are sampled over the identical distribution has been verified to be much higher than 80%. By providing artificial intelligence training data through data synthesis in the fields of credit rating and default risk prediction of individual businesses, which have not been relatively active in research, it is expected that much further in-depth research utilizing them will be promoted.

**Index Terms:** AI data, synthetic data, credit information, GAN, bankruptcy prediction, the classification problem

### I. INTRODUCTION

As cutting-edge fields such as big data and deep learning evolve and get advanced, the demand for data disclosure for analysis is increasing. However, studies have been conducted towards preserving privacy by generating and disclosing synthetic data processed, rather than original data, since there exists the risk of revealing sensitive information about individuals if the original data is released as it is [1]. In addition, building AI learning models such as deep learning models and improving the performance of those models require a large volume of data, and generating training data is one of the most significant research topics because collecting a huge amount of data takes a lot of time and effort [2].

On the other hand, predicting a corporate's possibility of bankruptcy is one of the core forecasting issues in the financial sector, as financial bankruptcy due to corporate

credit risk can result in high economic costs and, in extreme cases, economic downturns as well as corporate bankruptcy. However, training data for predicting bankruptcy of corporate (including individual businesses) is actually difficult to access, and there are limitations and difficulties in using the actual data because it contains data imbalance issue.

In this study, we propose a three-step procedure to generate synthetic training data for predicting bankruptcy of individual businesses. First, we prepare source data, generate synthetic data from the prepared source data, and then evaluate generated data to select the final dataset. We generate synthetic training data by applying GAN (a variant of GAN), a representative model, and compare and evaluate them with real data.

In the preceding studies on the data synthesis with the imbalanced data, there are few studies targeting the individual businesses. In this paper, first, we use the credit

Received 31 August 2021, Revised 21 October 2021, Accepted 28 October 2021

\*Corresponding Author Dong-Suk Hong (E-mail: dshong@kcredit.or.kr, Tel: +82-2-3705-5869)

Big data Center, KCIS(Korea Credit Information Services), 04538, Korea

Open Access <https://doi.org/10.6109/jicce.2018.16.1.000>

print ISSN:2234-8255 online ISSN:2234-8883

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering

합성된 학습 데이터(Synthetic Training Data) 생성 검증



# AI 확장 (차세대 보안)

## 해결할 또다른 영역(차세대 보안)의 문제 정의

신용정보원의 핵심 가치

정보(데이터) 보안

알려지지 않은 사이버 위협(새로운 공격)에 대해 대응이 가능한가?

높은 탐지율과 낮은 거짓 양성률을 동시에 만족하기 어렵다

Rule기반, 통계분석 기반 탐지방법에서 새로운 형태의 공격을 탐지하기 어렵다

그 해결 방법은?

## 한국지능시스템학회

딥러닝 기반 위협 탐지 성능 연구

A Study on Deep Learning-Based Threat Detection Performance

홍동숙<sup>1</sup>  
Dong-Suk Hong

<sup>1</sup>한국신용정보원  
E-mail: dshong@kcredit.or.kr

### 요약

사이버 상의 공격과 범죄가 기하급수적으로 증가하고 해킹 공격률은 더욱 지능화, 고도화되면서 이러한 사이버 상의 위협에 대해 선제적으로 대응할 수 있는지, 또한 위협으로부터 조직의 정보 자원을 안전하게 보호할 수 있는지 등 보안의 중요성이 커지고 있다. 컴퓨터 시스템과 네트워크 혹은 정보 시스템에 대한 공격을 탐지하는 것을 목표로 하는 침입탐지시스템은 다양한 유형의 악의적 트래픽과 행동 패턴 등의 분석에 따른 이상(정상/비정상) 탐지를 위해 기계 학습, 딥러닝 등을 적용하고 있다. 본 연구는 침입탐지시스템 분야에서 탐지를 위한 다양한 기술 중 딥러닝에 초점을 두고 그 활용 가능성과 실용 평가 결과를 제시한다.

키워드: 딥러닝, 기계학습, 위협 탐지, 침입탐지시스템, AI 성능

### 1. 서론

사이버 보안은 활발위한 상호연결 네트워크 속에서 많은 위협요소에 노출되어 있으므로 이러한 위협 요소에 대응하기 위해서 전 세계적으로 보안 회사 등 전문기관들은 네트워크 침입 공격과 악성 프로그램 감염으로부터 정보 자산을 보호하기 위한 노력이 진행되고 있다[1].

침입 탐지된 네트워크 혹은 특정 시스템에서 사용자의 각종 비정상적이거나 악의적인 행동을 찾아내는 기법들의 미비로 알려진 공격들의 패턴을 비교하여 탐지하는 온건기반 탐지방식과 정상적인 상태에서 벗어난 이상 행위를 탐지하는 비정상 행위 기반 탐지방식으로 분류된다.[2], 알려지지 않은 위협 탐지란 이전에 보지 못했던 위협과 이와 관련된 데이터를 탐지하는 것을 뜻하며[3], 오늘날 알려지지 않은 위협을 탐지하는 영역은 사이버 보안 분야, 특히 침입탐지시스템에서 주요 과제 중 하나이다. 침입탐지시스템의 목표는 기존의 방법으로는 탐지할 수 없는 다양한 유형의 악의적인 네트워크 트래픽 및 컴퓨터의 사용을 탐지하는 것이다[4].

침입탐지시스템의 탐지 기법은 크게 오용 탐지와 이상 탐지로 구분된다. 오용 탐지는 데이터베이스에 저장된 지침서로 공격 여부를 판단한다. 패킷의 헤더를 분석하는 방식으로 상용 시스템에 주로 채택되고 있다. 이상 탐지는 정상과 비정상 사이의 명확한 경계를 결정하는 데 의존적이며 정상 동작의 프로파일 비정상 동작과 크게 다를 경우로 분류된다[5]. 오용 탐지가 제로 데이 공격과 같이 알려지지 않은 공격은 탐지할 수 없고 미탐율이 높다는 단점을 가지며, 이상 탐지는 알려지지 않은 공격까지도 탐지하여 미탐율이 오용 탐지에 비해 낮으나 정상 행위를 공격으로 분류하는 FAR이 높아 실무선의 가용성을 저해

할을 정의하는 효과적인 방법이 없다고 알려져 있다. 또한 이상 탐지는 탐지한 새로운 침입에 대해 공격이 무엇인지 설명하지 못할 수 있다[1].

기존의 연구들은 통계적 기법과 기계학습을 통한 이상 탐지에 관한 연구가 주를 이루고 있었고 최근에는 딥러닝을 적용하는 연구도 소개되고 있다. 통계적 탐지 기법은 데이터들 시간에 따라 측정하고 평균과 표준편차를 모델링하여 정상과 비정상 탐지하는 방식이며, 기계학습 기반 탐지 기법은 데이터를 학습하여 정상 트래픽(행위)를 모델링하여 비정상을 탐지하는 방식이다. 정상 트래픽(행위)를 어떻게 모델링하느냐에 따라 성능이 좌우된다[6]. 최근 정상(normal)과 비정상(abnormal) 분류모델에서 탐지 성능을 높이기 위해 RNN(Recurrent neural network), GAN(Generative Adversarial Network; 적대적 생성 신경망) 등 딥러닝 알고리즘을 적용한 연구가 있으며[7], 침입탐지데이터의 불균형 문제를 개선하기 위해 CTGAN(Conditional Tabular GAN)을 활용하여 오버샘플링을 제안한 연구도 있다[5].

### 2. 제안 방법

본 연구는 침입탐지시스템 등에서 탐지를 위한 다양한 기술 중 딥러닝에 초점을 두고 그 활용 가능성과 실용 평가 결과를 제시한다. 구체적으로는 악의적 외부 공격 등의 분석에 따른 이상 탐지를 위해 딥러닝을 적용할 때 성능 측면에서 어느정도 실용성이 있는지 검증하고, 침입탐지 분야에서 대표적인 공개 데이터로 활용 중인 NISL-KDD[8] 데이터셋에 딥러닝을 적용하여 합성, 생성한 데이터셋이 원 데이터와 비교하여 성능 측면에서의 개선이 가능한지 검증한다.

# 맺음말

"AI(딥러닝)는 다양한 혁신의 도구 중 가장 핫(hot)한 도구 "

"처리 속도, 예측력이 혁신적으로 단축되고 높아지는 현 시점에 우리는 어디에 집중해야 할 것인가?"

AI를 적용할 가치 있는 문제 정의

“어떤 이슈를 제기할 것인가”