Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers Vol.57, NO.8, August 2020 https://doi.org/10.5573/ieie.2020.57.8.51
ISSN 2287-5026(Print) / ISSN 2288-159X(Online)

논문 2020-57-8-6

프로세스 분석을 위한 설명 가능한 인공지능 기법 비교 연구

(A Comparative Study of Explainable AI Techniques for Process Analysis)

정 찬 일*, 이 후 진**

(Chanyil Jung and Hoojin Lee©)

요 약

프로세스 마이닝에 인공지능 기술을 적용하려는 시도는 여러 차례 있었으나 대부분이 프로세스 마이닝의 핵심 목적인 원인 분석이 아니라 프로세스 예측에 초점이 맞춰져 있었다. 이러한 예측모델에 설명 가능한 인공지능을 활용할 경우 전문가의 개인 역량과 상관없이 업무 프로세스상의 이슈와 그 원인을 분석할 수 있다. 그러나 아직까지 설명 가능한 인공지능은 활발한 연구가 진행 중인 분야로 다양한 기법들이 혼재하여 프로세스 원인 분석 자동화에 가장 적합한 방법론과 알고리즘이 정리되지 못하였다. 본 논문에서는 프로세스 원인 분석 자동화를 위해 딥러닝을 포함한 다양한 머신러닝 모델과 LIME, SHAP, LRP 등 여러 설명 가능한 인공지능 알고리즘들을 적용해보고 각각의 알고리즘들의 특징과 장단점을 비교하여 프로세스 이슈 원인 분석을 위한 최적의 방법을 제시하였다. 제시된 머신러닝 기법과 설명 가능한 인공지능 알고리즘을 활용한다면 프로세스 마이닝을 통한 비즈니스 이슈 원인 분석을 알고리즘 기반으로 정량적이고 쉽게 자동화할 수 있을 것이다.

Abstract

There have been several attempts to apply artificial intelligence to process mining, but the focus is on process prediction, not on the causal analysis, which is the core purpose of process mining. If we use Explainable AI (XAI) to find issues in business processes and their causes, we can analyze the causes of the issues regardless of the expert's personal capabilities. However, the XAI technology is still in development, and various methods are mixed, so that the methodology and algorithm most suitable for automating of the process causal analysis have not been organized. In this paper, we thus apply various machine learning models including deep learning and various XAI algorithms such as LIME, SHAP and LRP to process analysis automation, and compare the characteristics and advantages of each algorithm to find the optimal process analysis automation methodology. If the proposed machine learning technique and XAI algorithm are used, it will be possible to automatically and quantitatively and easily analyze the cause of business issues through process mining based on an algorithm.

Keywords : Process mining, Process analysis automation, Machine learning, eXplainable AI

Ⅰ. 서 론

대부분의 업무가 정보시스템을 활용하는 최근의 산업 환경에서 시스템의 로그에서 프로세스 모델을 자동으로 도출해내는 프로세스 마이닝 기술은 업무혁신의 매우 중요한 도구로 활용되고 있다[1~2]. 최근에는 프로세스 마이닝에 인공지능 기반 예측 기술을 접목하여 프로세스 완료 시간이나 다음 업무 단계, KPI (Key Performance Index) 달성 여부 등을 사전에 예측하는 모델이 제시되었으며 머신러닝 기반의 다양한 알고리즘

* 학생회원, 한성대학교 스마트융합컨설팅학과
(Department of Smart Convergence Consulting, Hansung University)
** 평생회원, 한성대학교 스마트융합컨설팅학과
(Department of Smart Convergence Consulting, Hansung University)
© Corresponding Author(E-mail : hjlee@hansung.ac.kr)
※ 본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제임.
Received ; June 18, 2020 Revised ; July 7, 2020
Accepted ; August 1, 2020

Copyright © The Institute of Electronics and Information Engineers.
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.

들을 통해 정확도가 개선되고 있다[3~4]. 그러나 프로세스 마이닝의 핵심 목적은 문제가 되는 프로세스를 분석하여 그 문제의 원인을 파악하는 것으로 프로세스 결과 예측 중심의 접근 방법만으로는 한계가 있었다.

저자는 [5~6]를 통해 기존의 딥러닝을 활용한 프로세스 예측 기법에 설명 가능한 인공지능 (eXplainable AI : XAI)을 적용함으로써 특정 KPI를 달성하지 못한 프로세스에 대한 원인 분석을 자동화하는 방법을 제시하였다.

그러나 현재 설명 가능한 인공지능은 활발한 연구가 진행 중[7~11]인 분야로 LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations)[8], SHAP (SHapley Additive exPlanations)[9], SA (Sensitivity Analysis), LRP (Layer-wise Relevance Propagation)[10~11] 등 다양한 알고리즘이 제안되고 있어 어떠한 기법들이 프로세스 원인 분석 자동화에 적합한지에 대한 실증이나 장단점 비교 등이 정리되지 못한 상황이다. 본 논문에서는 유럽의 한 전자회사에서 환불 업무 프로세스를 수행한 사례 데이터에 다양한 머신러닝 및 XAI 알고리즘을 적용하여 환불이 지연된 프로세스들의 원인을 분석해보고 각 알고리즘들의 특징 및 장단점을 비교하여 프로세스 이슈 원인 분석 자동화를 위한 최적의 머신러닝 및 XAI 알고리즘을 제시하였다.

Ⅱ. 선행 연구 및 한계

1. 프로세스 마이닝과 머신러닝 기반 예측

프로세스 마이닝은 정보시스템에 기록된 로그를 기반으로 프로세스 모델을 자동으로 도출하고 하는 기법으로, 생성된 프로세스 모델을 분석하는 데는 프로세스 비교, 조직간 관계 분석, 퍼포먼스 분석 등이 주로 사용된다[2]. 그러나 이러한 분석 방법을 이용하더라도 원인을 명시적으로 도출해주는 것은 아니므로 그림 1과 같

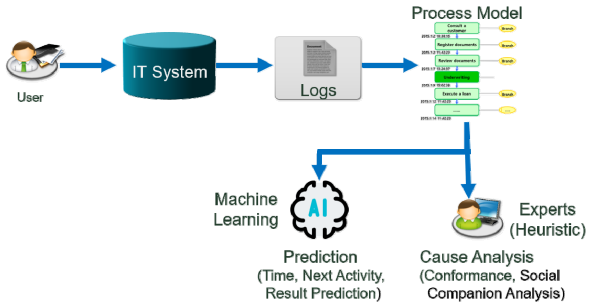

그림 1. 프로세스 마이닝과 전문가의 역량 의존
Fig. 1. Process Mining & Expert Heuristic.

이 실제 프로젝트에서 원인 분석은 분석가의 전문성과 업무 경험에 의존하게 된다.

또한 최근 프로세스 마이닝에 머신러닝 기법을 적용하여 최종 프로세스까지 남은 시간, 다음 업무단계, 수행 결과 등을 예측하기 위한 알고리즘이 연구되고 있으며 Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, Logistic Regression 및 LSTM(Long Short Term Memory) 등의 머신러닝 모델을 적용하여 예측 정확도를 점점 높여 가고 있다[3~4].

2. 프로세스 이슈 원인 분석 자동화

기존의 연구들이 프로세스 마이닝에 머신러닝을 적용하여 프로세스 수행 결과를 사전에 예측하는데 목적이 있다면 프로세스 이슈 원인 분석 자동화는 그림 2와 같이 기존의 머신러닝 기반 프로세스 수행 결과 예측 알고리즘에 설명 가능한 인공지능 (XAI)을 적용함으로써 프로세스의 수행 결과에 대한 원인 분석을 자동화하는데 목적이 있다[5].

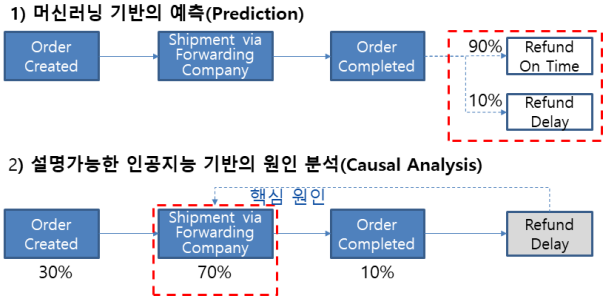

그림 2. 머신러닝 기반 예측과 원인분석 자동화 차이
Fig. 2. Difference between Machine Learning based Prediction and Cause Analysis Automation.

예를 들어 선행하는 3개의 프로세스가 그림 2와 같은 순서로 진행된다면 '머신러닝 기반의 예측 (Prediction)'은 최종적으로 정시처리될 확률이 90%, 지연될 확률이 10%라는 것을 예측하는 것을 목적으로 하고 '설명가능한 인공지능 기반의 원인 분석 (Causal Analysis)'은 최종 결과가 지연이라는 것을 알고 있는 상태에서 앞의 3개 프로세스가 최종 결과 (지연)에 각각 얼마만큼의 영향을 주었는지를 분석하는 것이 목적이다. 만일 분석결과에서 Shipment via Forwarding Company의 영향도가 가장 높다면 이 Activity가 '환불 지연'이라는 이슈에 대한 핵심원인이라고 볼 수 있다.

프로세스 마이닝의 목적은 프로세스 모델을 통해 이슈가 되는 프로세스를 파악하고 이의 근본 원인을 밝혀

냄으로써 개선방안을 도출하는데 있으며, 이를 위해 전문가의 역량이 매우 중요했으나 프로세스 이슈 원인 분석 자동화는 이를 알고리즘을 통해 정량화, 자동화함으로써 분석가의 개인 역량과 경험에 의존하지 않고 쉽게 프로세스 원인 분석이 가능하도록 지원한다[6].

3. 설명 가능한 인공지능 (XAI)

설명 가능한 인공지능 (XAI)은 인공지능에 의해 예측된 결과에 대한 설명을 제공하여 사용자가 인공지능 시스템에 대해 이해하도록 도와주기 위한 연구로 머신러닝 모델의 예측에 영향을 미치는 주요 요소들을 찾아내어 예측 결과에 대해 사람이 이해할 수 있는 직관적인 설명이 가능하게 한다[7].

XAI 알고리즘은 일반적으로 모델 자체를 해석하는 방법 (Interpreting Model)과, 왜 그런 결정을 내렸는지에 대해 데이터로 설명하는 방법 (Explaining Decision)으로 구분되며 현재에도 다양한 알고리즘이 활발히 연구되고 있는 분야이다.

(1) LIME 알고리즘

LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) 알고리즘의 핵심 가정은 입력값에 약간의 변화를 주었을 때 모델의 예측 결과값이 크게 바뀌면 그 변수의 중요도가 높다는 것이다[8]. 즉 예측 모델이 어떠한 방식으로 작동하는지를 이해하는 대신 해석하고자 하는 예측값의 근방에서 모델이 어떻게 작동하는지 설명하며 (Locally Interpretable), 모델에 대해서는 가정을 하지 않기 때문에 어떠한 머신러닝 모델에도 적용이 가능하다 (Model-agnostic)는 특징이 있다.

(2) SHAP 알고리즘

SHAP (SHapley Additive exPlanations) 알고리즘은 머신러닝 모델의 출력을 설명하기 위해 게임 이론의 Shapley Values를 기반으로 한 알고리즘으로 Shapley Values란 하나의 특성에 대한 중요도를 알기 위해 여러 특성들의 조합을 구성한 후 해당 특성의 유무에 따른 평균적인 변화를 통해 얻어낸 값이다[9].

그림 3과 같이 학습데이터와 학습된 모델을 가지고 설명 모델을 생성하고 새로운 입력 데이터에 대해 예측 결과에 대한 영향도를 방향과 크기로 표현한 Shapley Values를 계산하여 입력 Feature가 학습된 모델의 출력값에 대해 어떤 공헌도를 가지는지 설명한다.

(3) SA와 LRP 알고리즘

SA (Sensitivity Analysis)는 LIME과 마찬가지로 데이터 중심으로 지역변수의 민감도를 계산하는 방식이고 LRP (Layer-wise Relevance Propagation)는 예측 모델에서 각각의 뉴런에 대한 가중치를 계산하는 모델 중심의 해석 방법으로 딥러닝 알고리즘에 특화되어 있다.

SA 알고리즘은 각각의 입력변수들이 예측결과에 미치는 영향력에 대해 순위 상관계수를 계산하여 민감도를 분석한다. 상관계수는 결과 (예측변수)와 입력 (가정변수) 간의 상관관계를 나타내는 수치로 만약 가정변수와 예측변수가 높은 상관계수를 갖는다면 해당 가정변수가 예측변수에 대해 유의미한 영향력을 갖는다는 것을 의미한다[10].

LRP는 딥러닝 모델에서 레이어 단위로 결과에 영향을 주는 관련성을 구하는 역전파 기술로 예측 결과에 대한 딥러닝 신경망의 각 계층별 기여도를 측정하여, 이를 히트맵 (Heat Map) 형태로 시각화한다[10~11]. 즉 출력층부터 전단계를 구성하고 있는 모든 뉴런의 활성화 함수 a와 가중치 w의 곱을 역전파 형태로 계산하기 때문에 딥러닝 모델에 대해서만 적용 가능하다.

Ⅲ. 연구 방법 및 결과

본 연구는 그림 4와 같이 ① 기존에 프로세스 전문가들에 의해 분석된 전자제품 환불 업무의 프로세스 마이닝 결과를 확인한 후, ② 다양한 머신러닝 알고리즘을 이용하여 환불 프로세스가 정시처리 또는 지연되는 결

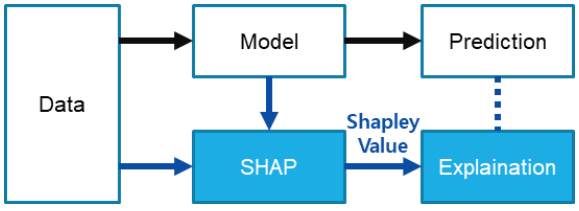

그림 3. SHAP 알고리즘 작동방식
Fig. 3. SHAP Algorithm Workflow.

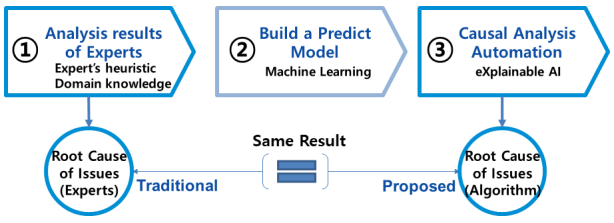

그림 4. 연구 방법 및 절차
Fig. 4. Research Method and Process.

과를 예측하고, ③ 이 예측 모델을 LIME, SHAP, LRP 등의 XAI 알고리즘으로 분석하여 실제 전문가의 분석 결과와 가장 유사하게 원인을 파악하는 알고리즘을 확인하였다.

1. 사용 데이터 및 전문가 분석 결과

연구에 사용된 데이터는 유럽의 한 전자제품 제조사의 환불 처리 업무의 프로세스 로그로 프로세스 마이닝 도구인 Disco를 개발한 Fluxicon사에서 개인정보를 제거하고 제공한 것으로 1,338건의 환불 처리 Case와 9,037개의 단계 (Event)로 구성되어 있다[12].

전문가들은 환불 프로세스를 다양한 프로세스 마이닝 기법과 업무 노하우를 활용하여 표 1과 같이 3가지 관점에서 문제를 발견하였다. 첫 번째는 프로세스 반복으로 인터넷을 통해 접수된 경우는 중요 서류가 누락되어 서류를 재요청하는 것이다. 내용을 확인해본 결과 인터넷을 통한 접수시에 필수 서류를 체크를 하는 기능이 없었으며 이를 개선하여 고객 불만을 줄일 수 있었다. 두 번째로 프로세스 성과 분석 (Performance Analysis) 측면에서 환불된 물건을 제휴회사가 아닌 일반 운송회사를 통해 배송 (Shipment via Forwarding Company)할 경우 처리 기간이 지연되었는데 이것은 운송회사에서 팔레트에 화물이 일정량 이상 쌓여야 배송을 시작하기 때문이었다[12]. 마지막으로 규정 미준수 분석을 통해 고객에게 두 번씩 환불하거나 반품된 물건을 확인하지 않고 환불금을 지불하는 등의 문제를 발견하였다.

본 논문에서는 두 번째 이슈인 환불 수행 기간 지연의 원인을 머신러닝과 XAI 알고리즘을 통해 사람의 개입 없이 자동으로 도출해보고 그 결과가 실제 전문가들의 분석 결과와 같이 '운송회사를 통한 배송' (Shipment via Forwarding Company)인지 확인하였다. 이를 위해 먼저 프로세스 지연 여부를 예측하는 머신러닝 모델을 구성한 뒤 XAI 알고리즘을 적용하여 머신러닝이 지연될 것이라고 예측하게 된 이유를 파악하였다.

표 1. 전문가가 분석한 주요 이슈
Table1. Issues Analyzed by Experts.

Method	Activity	Root Cause	Action
Process Analysis	Missing Documents Requested	Do Not Check Attached Documents When Filing Online	Internet Reception Service Improvement
Performance Analysis	**Shipment via Forwarding Company**	**Delivery Starts Only When the Shipping Pallet is Full**	**Shipment via Logistics Partner**
Conformance Analysis	Payment Issued	Double Deposit, Etc.	Regulation Strengthening and Training

2. 데이터 전처리

전체 1,338건의 환불 Case를 분석한 결과 처리 시간 (Lead Time)의 중위값은 9일이고 평균값은 15.5일이었으며 상위 20%는 30일 이상 걸렸다. 이에 따라 30일 이전에 처리된 경우를 '정시처리' (On Time), 그 이상 걸릴 경우 '지연' (Delay)으로 분류였다.

또한 각 Case를 구성하고 있는 Activity들을 그림 5와 같이 수치로 Encode하여 배열을 생성하고 프로세스의 각 Case별로 최소 2단계에서 최장 18단계의 이벤트가 있어 18단계보다 짧은 경우는 0으로 채우는 Padding 작업을 수행하였다.

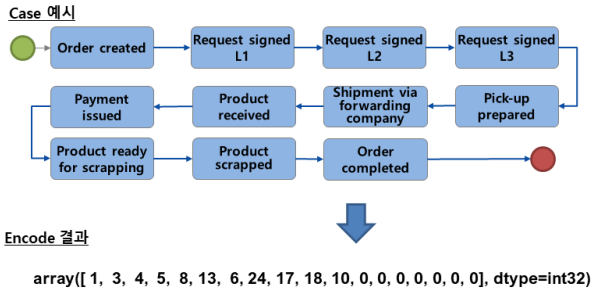

그림 5. 실제 프로세스 Case 사례 및 인코딩 결과
Fig. 5. Real Process Case and Encoding Result.

수행결과에 대한 예측 정확도를 높이기 위해서는 단순 Activity 외에 수행자, 수행시간, 수행 채널 정보 등의 부가적인 데이터를 추가해야 하나 본 논문의 목적은 동일한 기준 하에 여러 가지 머신러닝 및 XAI 알고리즘들의 성능을 비교하는데 있으므로 Activity만을 변수로 사용하였다.

3. 딥러닝 기반 예측 및 XAI 알고리즘 적용

전처리된 데이터를 딥러닝 알고리즘 중 프로세스와 같은 시계열 데이터의 결과예측에 적합한 Long Short-Term Memory (LSTM) 알고리즘을 기반으로 128개 unit을 가진 Embedding과 LSTM, Dense Layer를 구성한 후 최종적으로 '정시처리'와 '지연'의 2가지 결과를 예측하는 모델을 작성하였다.

실험에 사용된 LSTM 모델의 활성화 함수는 Softmax를 손실함수는 Binary Cross Entropy를 사용하였으며 학습한 결과 Accuracy가 0.8654로 비교적 양호하게 나타났다.

이 예측 모델에 LIME 알고리즘을 적용하여 임의의 '지연' Case를 분석한 결과 그림 6과 같이 전문가가 분석한 프로세스 지연 원인인 'Shipment via Forwarding Company'이 지연에 영향을 주는 영향도는 3번째로 높게 나타났으나 LIME 알고리즘의 Local Interpretable한 특성상 개별 Case마다 영향도가 조금씩 다르게 나타나 정확한 측정이 어려웠다.

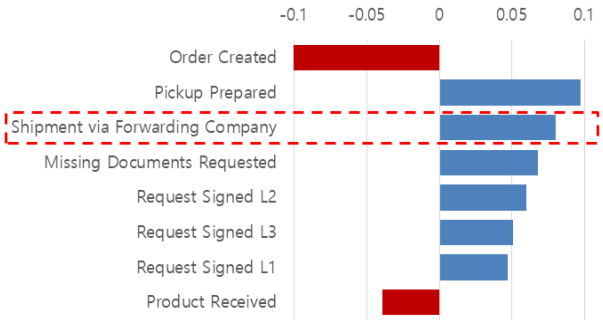

그림 6. Lime 알고리즘을 이용한 샘플 프로세스 분석
Fig. 6. Sample Process Analysis Using LIME Algorithm.

이에 전체 Case에서 발생한 영향도를 모두 합산하여 표 2와 같이 Activity별 평균 영향도를 계산한 결과 'Shipment via Forwarding Company'의 영향도가 양수로 지연에 대한 방향성은 일치하였으나 그 영향도가 1.036031로 전체 20개 Activity 중 5위로 바로 지연의 주요 원인으로 지목하기는 어려웠다. 다만 '1단계 거절' (Request Rejected L1), '수리점 거절' (Repairshop Reject) 등은 처리가 지연되는 정상적인 사유로 파악되므로 이를 제거하고 본다면 지연 원인 분석을 상세화하는데 필요한 기준 정도를 제공한다고 볼 수 있다.

동일한 예측 모델에 SHAP 알고리즘을 적용한 결과 역시 그림 7과 같이 지연에 영향을 준다는 방향성 측면에서는 일치하였으나 영향에 대한 강도는 7번째로 오히려 LIME보다 낮게 나타났다.

마지막으로 동일한 예측 모델에 SA와 LRP 알고리즘을 적용한 결과 SA 알고리즘의 예측 결과는 LIME과 거의 유사하였으며, LRP는 그림 8의 ①과 같이 'Shipment via Forwarding Company'의 영향도가 좀 더 높게 분석되어 정확도가 높았으나, ②와 같이 시계열의 뒤쪽에 배치된 Activity들에 더욱 높은 가중치를 부여하는 편향이 발견되었다.

표 2. LSTM 모델 Activity별 지연 평균 영향도
Table2. LSTM Model Average Delay Effect by Activity.

Rank	Activity	Contribution
1	Order Created	15.53715
2	Request Rejected L1	2.43365
3	Repairshop-X-Rejected	2.012444
4	Pickup Prepared	1.052724
5	**Shipment via Forwarding Company**	**1.036031**
6	Order Sent Back	0.904899
7	Request Signed L1	0.876655
8	Repair Shop-X-OK	0.812951
9	Special Refund Issued	0.762597
10	Product Received	0.754658
11	Amount Modified	0.067975
12	Warehouse	0.057908
13	Product Checked	-0.00115
14	Invoice Modified	-0.01171
15	Canceled	-0.0139
16	Supplements Requested	-0.02884
17	Shipment via Logistics Partner	-0.14689
18	Checked	-0.1489
19	Invoice Requested	-0.32605
20	Request Rejected L2	-0.68165
21	Repairshop-X-Checking	-1.36764

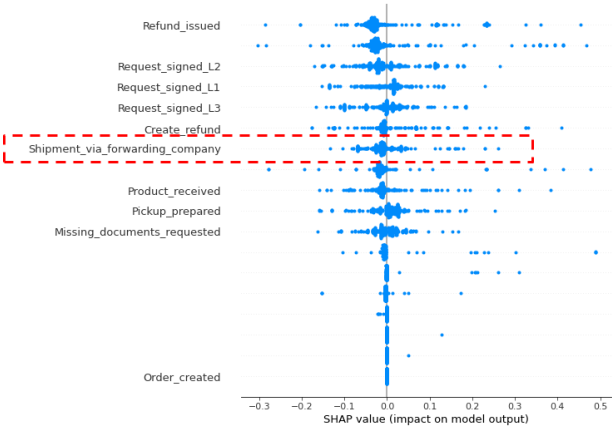

그림 7. SHAP 알고리즘 적용 결과
Fig. 7. Result Using SHAP Algorithm.

$$R_d = \left(\frac{\partial f_c}{\partial x_d}(x) \right)^2 \quad (1)$$

$$R_j = \sum_k \frac{a_j w_{jk}^+}{\sum_j a_j w_{jk}^+} R_k \quad (2)$$

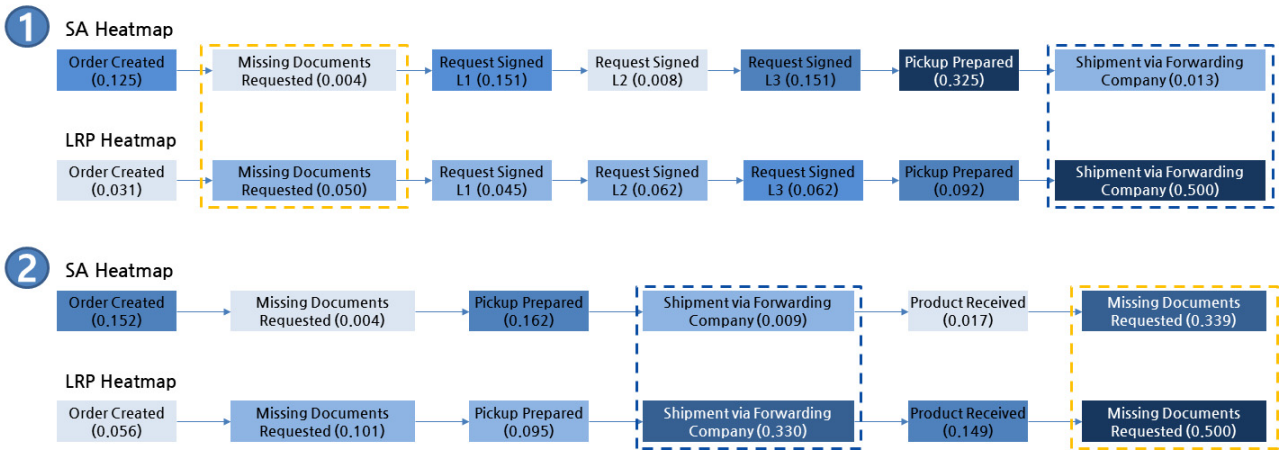

그림 8. SA와 LRP 알고리즘 적용 결과
Fig. 8. Result Using SA & LRP Algorithm.

SA 알고리즘은 수식 (1)과 같이 입력값 x_d를 타겟 클래스에 대한 예측함수 f_c에 대한 영향도를 직접 계산하는 Model-agnostic 한 성질을 갖고 있어 LIME에서 도출된 결과와 매우 유사하지만 LRP 알고리즘은 수식 (2)와 같이 출력에서 전단계까지의 모든 뉴런의 활성화 함수 a_j와 가중치 w_j의 곱을 계산해서 모델의 역전파 가중치를 계산[10]하기에 전반적으로 뒤에 수행된 Activity에 좀 더 많은 영향도를 주게 되는 문제가 발생하는 것으로 보인다.

결론적으로 딥러닝 (LSTM) 기반의 프로세스 예측모델에 대한 원인 분석은 LIME 알고리즘이 상대적으로 우수하지만 사람의 개입 없이 원인분석을 자동화하는 수준에는 못 미치는 것으로 판단된다.

4. 머신러닝 기반 예측 및 XAI 알고리즘 적용

이번에는 LSTM 대신 보다 전통적인 머신러닝 알고리즘인 Decision Tree, Random Forest, Multinomial Naïve Bayes, Logistic Regression의 4가지 모델에 동일한 데이터를 적용해 테스트해본 결과 표 3과 같이 Multinomial Naïve Bayes 모델의 Accuracy가 0.8432로 가장 높았으나 전체적으로는 0.81 ~ 0.84 수준으로 LSTM에 비해 낮은 정확도를 보였다.

표 3. 머신러닝 모델별 예측 정확도 비교
Table3. Accuracy Comparison by Machine Learning Models.

Model	Accuracy
Decision Tree	0.8134
Random Forest	0.8283
Multinomial Naïve Bayes	0.8432
Logistic Regression	0.8320
LSTM	0.8654

딥러닝이 아닌 고전적인 머신러닝 알고리즘을 사용하였을 때의 장점은 블랙박스 모델의 내용을 추정만 하는 것이 아니라 모델 내의 가중치 정보를 화이트 박스 형태로 분석할 수 있다는 것이다. 그림 9는 구성된 Decision Tree 모델의 구조를 분석한 것으로 'Shipment via Forwarding Company' Activity는 4번째 노드에서 분류되며 지니 불순도는 0.403이고, 14%의 샘플이 선택되었다는 정보 등을 추가적으로 알 수 있다.

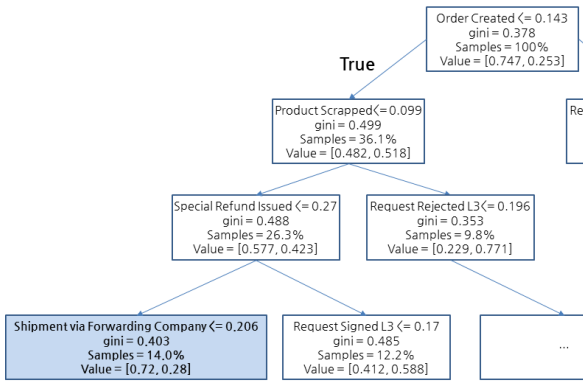

그림 9. Decision Tree 모델의 가중치 구성
Fig. 9. Decision Tree Model Weight Composition.

각각의 모델에서 '지연'으로 판단된 샘플 데이터를 LIME 알고리즘을 이용하여 해석해본 결과 그림 10과 같이 'Shipment via Forwarding Company' Activity가 지연에 대한 원인이라는 방향성은 모든 모델에서 일치하였으나 Decision Tree와 Random Forest 모델은 영향도가 3위와 4위로 LSTM과 유사한 수준이며 Multinomial Naïve Bayes 모델과 Logistic Regression 모델은 모두

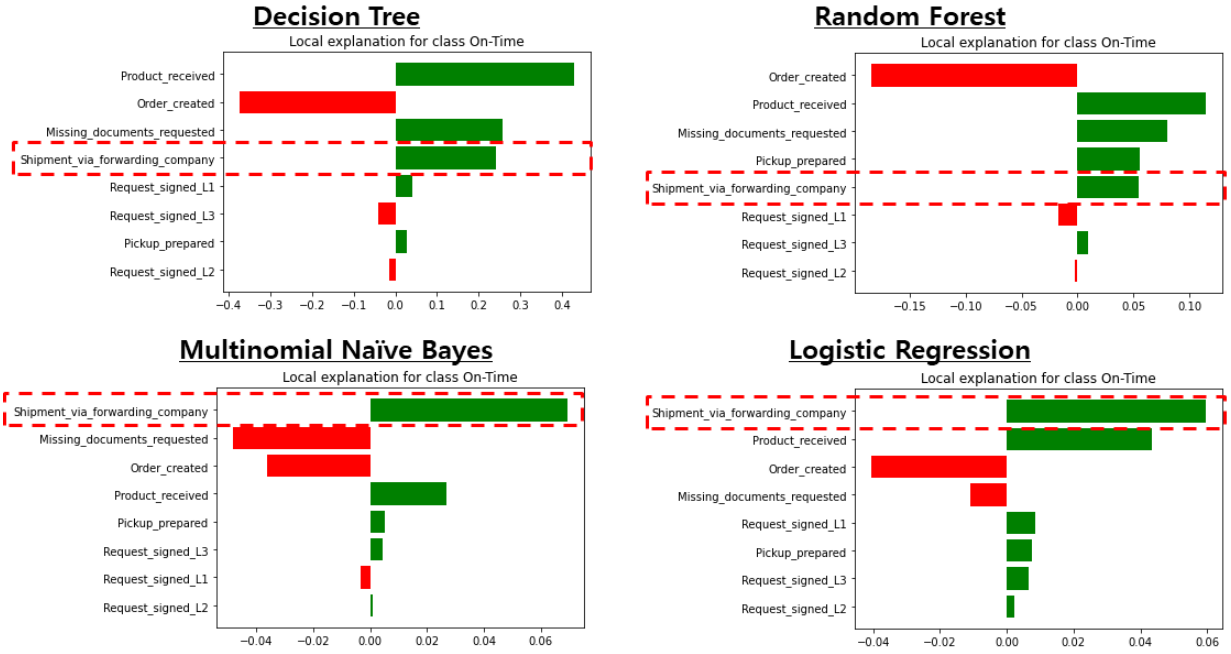

그림 10. 머신러닝 모델에 대한 LIME 기반 해석 결과
Fig. 10. LIME based Analysis Results for Machine Learning Models.

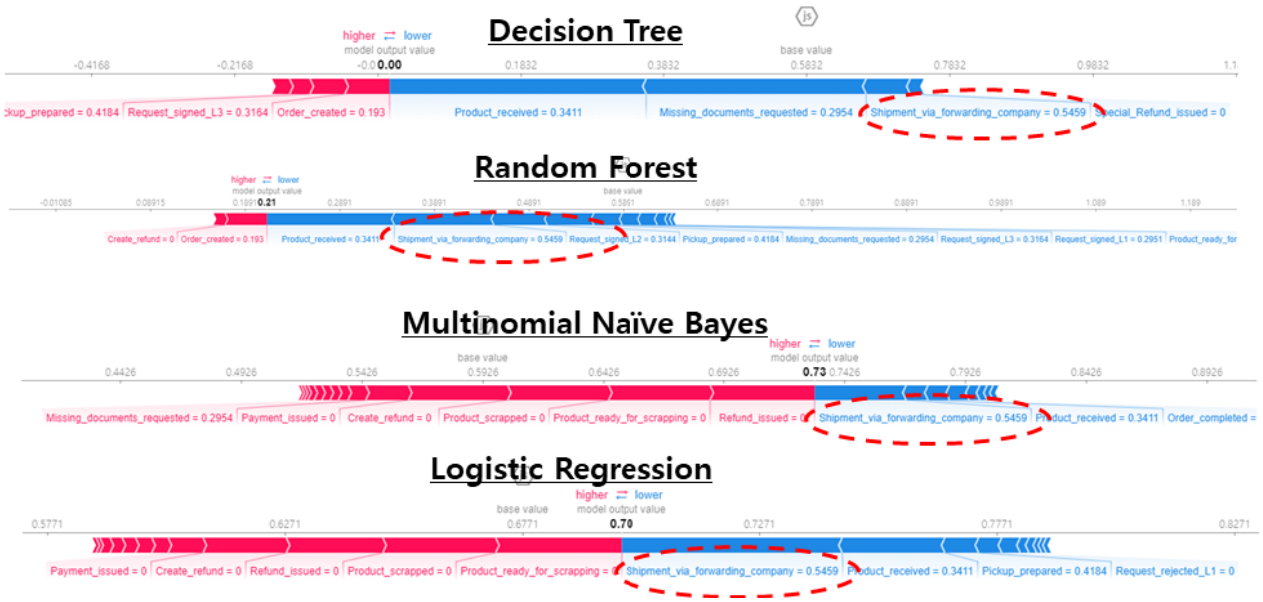

그림 11. 머신러닝 모델에 대한 SHAP 기반 해석 결과
Fig. 11. SHAP based Analysis Results for Machine Learning Models.

'Shipment via forwarding company' Activity가 '지연' 발생의 가장 큰 원인이라고 파악하여 유의미한 성과를 보였다.

동일한 샘플에 SHAP 알고리즘을 적용한 결과도 그림 11처럼 'Shipment via Forwarding Company' Activity의 지연에 대한 영향도가 Decision Tree는 3위, Random Forest 모델은 2위, Multinomial Naïve Bayes 모델과 Logistic Regression 모델은 모두 1위로 나타나서 LIME 알고리즘과 거의 유사한 결과가 도출되었다.

5. 프로세스 흐름 기반 영향도 분석

프로세스 모델의 특징은 개별 Activity 자체 보다는 Activity들 간의 프로세스 흐름이 중요하다는데 있다. 이러한 특징에 기반하여 비교적 높은 해석력을 보여준

LSTM과 Logistic Regression 모델에 대해 연결된 Activity 흐름을 포함하여 영향도를 측정하였다

동일한 알고리즘임에도 불구하고 표 4와 같이 'Shipment via Forwarding Company → Product Received'의 기여도가 1순위이며 'Shipment via Forwarding Company'가 포함된 'Pickup Prepared → Shipment via Forwarding Company'와 같은 업무흐름까지 합하면 다른 Activity에 비해 월등히 강한 영향을 준다는 것을 확인할 수 있었다.

또한 부가적으로 'Missing Documents Requested → Missing Documents Requested'처럼 업무 흐름이 반복될 때 부정적인 영향을 주는 것을 확인할 수 있어 업무 반복에 대한 이슈까지 한 번에 분석할 수 있었다.

표 4. Activity 흐름을 포함한 영향도 분석
Table4. Contribution Including Activity Flow.

Contribution	Feature
0.897	**Shipment via Forwarding Company → Product Received**
0.784	Refund Issued
0.746	Missing Documents Requested → Missing Documents Requested
0.739	Create Refund → Refund Issued
0.642	Pickup Prepared → Shipment via Forwarding Company
0.623	Order Created → Missing Documents Requested
0.501	Product Received → Create Refund
0.435	Request Signed L3 → Pickup Prepared
0.393	Request Signed L2 → Request Signed L3
0.386	Missing Documents Requested → Request Signed L1
0.373	Request Signed L1 → Request Signed L2
-0.154	**Shipment via Forwarding Company**
-0.179	Create Refund
-0.225	Request Signed L2
-0.327	Request_Signed L3
-0.329	Missing Documents Requested
-0.394	Request Signed L1
-0.489	Product Received
-0.523	Order Created
-0.535	Pickup Prepared
-1.493	<BIAS>

Ⅳ. 실험 결과 및 의미

프로세스 결과 예측을 위해 LSTM, Decision Tree, Random Forest, Multinomial Naïve Bayes, Logistic Regression 등의 머신러닝 모델을 적용해보고 각각의 모델에 대해 LIME, SHAP, SA, LRP 등의 XAI 알고리즘을 적용해 보았다.

실험 결과 모델의 예측 정확도는 LSTM이 가장 높았으나 원인 분석에 대한 해석력은 고전적인 머신러닝 모델인 Logistic Regression이 가장 높았으며 모델 내부의 구조를 확인해볼 수 있는 화이트 박스 분석이 가능하여 모델의 정확도와 해석력이 서로 trade off 관계를 가지는 것을 확인할 수 있었다.

그러나 XAI 알고리즘 간에는 원인 분석 결과에 대한 유의미한 수준의 차이가 없어 XAI 알고리즘의 종류보다는 대상이 되는 머신러닝 모델의 특성이 결과에 더 큰 영향을 미친다는 것을 확인할 수 있었다.

또한 프로세스 모델의 특성상 개별 Activity가 아닌 2개 이상의 Activity를 조합한 프로세스 흐름에 대한 영향도를 대상으로 XAI 알고리즘을 적용하였을 때 가장 해석력이 높은 유의미한 결과를 얻을 수 있었다.

Ⅴ. 결 론

본 연구에서는 머신러닝 모델과 설명 가능한 인공지능 알고리즘을 기반으로 프로세스 이슈 원인 분석을 자동화할 수 있다는 점을 전자업체의 환불 프로세스의 사례로 증명하였으며, 각각의 머신러닝 모델들과 XAI 알고리즘들의 특징 및 장단점을 비교하였다.

최종적으로 프로세스 이슈 원인 분석을 위해서는 딥러닝 보다는 전통적인 머신러닝 모델이 유리하고 XAI 알고리즘을 적용할 때 개별 Activity가 아닌 프로세스 흐름에 대한 영향도를 파악하는 것이 매우 중요하다는 것을 실험으로 증명하였다.

다만 현재 머신러닝 및 XAI 알고리즘들이 급격히 발전하고 있는 중이어서 보다 많은 알고리즘 및 추가적인 적용 사례에 대한 연구가 지속적으로 필요할 것이다. 또한 실전에서 예측 정확도 및 해석력을 강화하기 위해서는 단순 프로세스만이 아니라 좀 더 복잡한 속성(Attributes) 정보를 분석 데이터에 포함 시킨다면 오히려 기존에 사람이 발견하지 못한 원인까지 파악할 수 있을 것이다.

REFERENCES

[1] W. M. P. van der Aalst, “Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes”, Springer-Verlag, Apr. 2011.
[2] F. Veit, J. Geyer-Klingeberg, J. Madrzak, M. Haug, and J. Thomson, “The Proactive Insights Engine: Process Mining Meets Machine Learning and Artificial Intelligence”, in Proceedings of the BPM Demo Track and BPM Dissertation Award, 2017.
[3] J. Evermann, J. R. Rehse, and P. Fettke, “A Deep Learning Approach for Predicting Process Behavior at Runtime”, PRAISE Workshop at the 14th International Conference on BPM, Rio de Janeiro, Brazil, Sep. 2016.
[4] J. Theis and H. Darabi, “DREAM-NAP: Decay Replay Mining to Predict Next Process Activities”, arXiv preprint arXiv:1903.05084, Mar. 2019.
[5] C. Jung and H. Lee, “Explainable Artificial Intelligence based Process Mining Analysis Automation”, Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, vol. 56, no. 11, pp. 45-51, Nov. 2019.
[6] C. Jung and H. Lee, “XAI-based Automation for Customer Journey Analysis”, International Conference on Green and Human Information Technology, Hanoi, Vietnam, Feb. 2020.
[7] M. Turek, “Explainable Artificial Intelligence (XAI)”, Defense Advanced Research Projects Agency, https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence, [Accessed: May 7, 2020]
[8] M. T. Ribeiro, S. Singh, and C. Guestrin, “Why Should I Trust You?: Explaining the Predictions of Any Classifier”, In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining, pp. 1135-1144, San Francisco, Aug. 2016.
[9] S. M. Lundberg and S. I. Lee, “A Unified Approach to Interpreting Model Predictions”, Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 2017-December, no. Section 2, pp. 4766 - 4775, Dec. 2017.
[10] G. Montavon, W. Samek and K.-R. Müller, “Methods for Interpreting and Understanding Deep Neural Networks”, Digital Signal Processing, vol. 73, pp. 1 - 15, 2018.
[11] A. Binder, G. Montavon, S. Lapuschkin, K. R. Müller, and W. Samek, “Layer-wise Relevance Propagation for Neural Networks with Local Renormalization Layers”, International Conference on Artificial Neural Networks, vol. 9887, pp. 63 - 71, 2016.
[12] A. Rozinat, “Case Study : Process Mining to Improve a Service Refund Process”, https://fluxicon.com/blog/2012/11/case-study-process-mining-to-improve-a-service-refund-process, [Accessed: May 10, 2020]

저 자 소 개

정 찬 일(학생회원)
1997년 동국대학교 윤리학과 학사 졸업
2009년 고려대학교 디지털정보 공학과 석사 졸업
2017년～현재 한성대학교 스마트 융합컨설팅학과 박사 과정
<주관심분야 : 프로세스 마이닝, 인공지능, XAI, RPA>

이 후 진(평생회원)
1997년 서울대학교 전기공학부 학사 졸업
2002년 The University of Texas at Austin ECE 석사 졸업
2007년 The University of Texas at Austin ECE 박사 졸업
2009년～현재 한성대학교 IT융합공학부 및 스마트융합컨설팅학과 교수
<주관심분야 : 통신 및 네트워크, 멀티미디어 신호처리, 사이버보안>