한국빅데이터학회지
제10권 제1호, 2025, pp. 1-13
https://doi.org/10.36498/kbigdt.2025.10.1.1

2025년도 KTX 수요 예측 및 정책적 의사결정: XAI 기반 실증적 예측연구

Demand Forecast and Policy Decisions for KTX in 2025: An Empirical Forecasting Study based on XAI

차명주[1] · 오영택[2] · 이승연[2] · 김경원[1†]

국립대학법인 인천대학교 글로벌정경대학 무역학부[1]
한국철도공사 철도연구원[2]

요 약

고속철도의 수요 변화를 정밀하게 예측하는 것은 운영 효율성 개선 및 교통 정책 수립과 지속 가능한 인프라 구축을 위한 핵심 요소다. 본 연구는 설명 가능한 인공지능을 사용하여 2025년도 KTX 수요를 정밀하게 예측하고, 실질적인 의사결정을 지원하는 것을 주된 목적으로 한다. 대표적인 AI 알고리즘을 활용하여 KTX 수요예측 오류를 최대 2.49%까지 낮추며 정확도를 향상시켰다. 또한, SHAP 알고리즘을 활용하여 예측 결과와 변수들의 기여 정도를 시각화함으로써, 비즈니스 정책 설계 및 자원 배분 의사결정 과정에 신뢰도를 높였다. KTX 노선에 따라 변수들의 기여도는 다양하게 변화될 수 있음을 제시하며 실시간 활용 가능한 비즈니스 애널리틱스 플랫폼의 필요성을 확인하였다. 2025년 KTX 수요는 작년보다는 최대 9.45% 정도 감소할 수 있지만, 코로나 이전보다 최대 18.47%까지 상승하는 수치로 수요가 점진적으로 증가 및 안정화 될 것으로 예상된다.

■ 중심어 : 고속철도 수요예측, 머신러닝과 딥러닝, 설명가능한 예측, 정책적 의사결정

Abstract

Accurate forecasting of KTX demand is a key factor for improving operational efficiency, establishing transport policies, and building sustainable infrastructure. The main purpose of this study is to accurately forecast KTX demand in 2025 using explainable artificial intelligence and support practical decision-making. Using AI algorithms, we improved accuracy by reducing forecast errors by up to 2.49%. In addition, by visualising the contribution of variables using the SHAP algorithm, we increased the level of confidence in the decision-making process for business policies and resource allocation. The contribution of variables can vary depending on the KTX lines, confirming the need for a business analytics platform that can be utilised in real-time. In 2025, KTX demand may decrease by up to 9.45% compared to last year, but it is expected to increase and stable gradually, rising up to 18.47% compared to pre-COVID-19.

■ Keyword : Demand Forecasting of KTX, Explainable Prediction, Machine and Deep Learning, Policy Decisions

2025년 03월 18일 접수; 2025년 04월 04일 수정본 접수; 2025년 04월 29일 게재 확정.
* 본 연구는 한국철도공사 철도연구원 연구과제로 수행되었습니다.
†교신저자 (thekimk.kr@gmail.com)

Ⅰ. 서론

한국의 KTX(Korea Train eXpress)는 프랑스의 TGV(Train à Grande Vitesse), 일본의 신칸센(Shinkansen), 중국의 HSR(High-Speed Rail) 처럼 국가 경제와 지역 사회적 연결 응집도를 높이는 긍정적 영향을 미친다. 특히 중국에서는 고속철도가 도시 간 연결성을 증대시키며 고용 증가, 고정 자산 투자 확대, 평균 임금 상승 등 지역 경제 성장에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다[1]. 또한, 국내에서 고속철도의 개통은 지역 간 이동 시간을 단축하고, 인구 및 사업체 증가에 긍정적인 영향을 미치며, 국가 간 경제적 연결성을 확대하는 주요 인프라로 기능하는 것으로 나타났다[2].

한국의 KTX는 대표적인 고속철도 시스템으로 자리 잡았다. 2022년 기준 약 7,500만 명의 이용객을 기록한 이후 지속적인 증가세를 보였으며, 2024년에는 연간 이용객 수가 총 1억 1,658만 명으로 전년 대비 5.4% 증가하며, KTX가 단순한 교통수단을 넘어 국가 기반 교통망의 중심축으로 기능하고 있음을 입증하고 있다[3]. 고속철도의 수요 변화를 정밀하게 예측하는 것은 단순한 운영 효율성 개선을 넘어, 장기적인 교통 정책 수립과 지속 가능한 인프라 구축을 위한 핵심 요소로 작용한다. 효과적인 수요예측을 위해 고속철도 이용 패턴을 정확히 반영할 수 있는 정교한 분석 기법이 필수적이다.

고속철도 수요 예측은 주로 전통적인 통계적 접근에 기반한 시계열 분석 기법을 활용해 이루어져 왔다. 차효영 외(2019)는 다중 개입 계절형 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형을 활용하여 고속철도 개통이나 국가 전염병과 같은 외부 환경변화를 반영한 수요 예측을 수행하였다. 계절적 요인과 외부 충격을 함께 고려해 이전보다 개선된 결과를 도출했지만, 전통적인 시계열 분석 기법이 가진 구조적 한계에서 벗어나지 못했다[4]. ARIMA와 같은 시계열 분석 기법은 과거 데이터를 기반으로 수요예측에 널리 활용되어 왔으나, 선형적 관계를 기반으로 한다는 점에서 현실 세계의 복잡하고 비선형적인 수요 변화를 효과적으로 예측하기에는 한계가 있다[5].

머신러닝 및 딥러닝과 같은 고성능 인공지능 알고리즘은 데이터 내에 내재된 복잡한 패턴을 학습하고, 변수 간의 관계를 자동으로 탐지하며, 대규모 데이터를 처리하는 데 강점을 지닌다. 특히, 인공지능 기반 수요 예측 기법은 높은 예측 정확도와 계산 효율성을 제공하며, 비선형 데이터 패턴의 학습과 다양한 변수 간의 관계 탐지가 가능하다는 점에서 기존 통계적 접근법의 한계를 효과적으로 보완할 수 있다[6]. 최근에는 머신러닝 및 딥러닝을 활용하여 고속철도 수요예측에서 더 높은 정확도를 달성하고, 효율적인 운영 전략 수립에 기여할 가능성을 제시하고 있다. 예를 들어, LSTM(Long Short-Term Memory)과 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)를 적용한 연구에서는 비선형 데이터 패턴을 효과적으로 학습하고, 기존 통계 기반 모델보다 더 높은 예측 성능을 보임으로써 알고리즘의 실효성을 입증하였다[7]. 하지만 인공지능 알고리즘의 발전에도 불구하고 고속철도 수요예측에 활용되는 사례나 연구는 아직 부족한 실정이다.

인공지능 알고리즘의 높은 성능에도 불구하고 구조가 매우 복잡하여 왜 그러한 결과가 도출되었는지 설명하지 못하는 한계가 있다. 이를 “블랙박스” 이슈라고도 하며 의사결정 과정에서 예측 결과의 신뢰성을 낮추고, 정책 설계나 자원 배분과 같은 실제 활용에 제약을 초래할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근 설명 가능한 인공지능 (eXplainable Artificial Intelligence, XAI)의 필요성이 높아지고 있다. XAI는 인공지능 시스템이 수행하는 예측 및 의사결정 과정을 인간이 이해할 수 있도록 설명하는 기술로, AI

시스템의 행동과 상태를 명확히 전달하여 신뢰성을 높이는 것을 목표로 한다[8]. 이 기술은 서비스, 금융, 제조, 의료, 문화 등 다양한 분야에 활용되며 중요성이 높아지고 있다. 예를 들어, 금융 분야에서는 SHAP(SHapley Additive exPlanations)는 LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanations)과 같은 도구를 활용하여 신용등급 평가와 대출 의사결정에서 예측 결과의 해석 가능성을 높이고, 투명한 의사결정을 지원한 사례가 있다[9]. 의료 분야에서는 딥러닝 기반의 무릎 골관절염 진단 모델에 XAI를 적용하여 진단 근거를 명확히 제시함으로써 의료진의 신뢰를 확보하고 진단 정확도를 향상한 사례가 있다[10]. 또한, 제조 분야에서는 XAI를 통해 수주량 변화의 주요 요인을 분석하고, 이를 기반으로 자원 배분 및 운영 최적화를 실현하여 비용 절감과 생산성 향상에 기여한 사례가 있다[11]. 이러한 연구 사례들은 XAI가 단순히 예측 결과를 제공하는 데 그치지 않고, 그 결과를 해석하고 시각화함으로써 다양한 산업에서 실질적인 의사결정을 지원하는 도구로 자리 잡고 있음을 보여준다. XAI의 이러한 특성은 고속철도 수요예측과 같은 대규모 교통 인프라 운영에서도 중요한 기여를 할 수 있다. 특히, KTX와 같은 고속철도망은 수요 변동성이 높고, 다양한 외부 요인의 영향을 받는 복잡한 시스템이므로, 예측 결과에 대한 명확한 해석과 신뢰성이 확보되지 않는다면, 정책 설계와 자원 배분의 효과성이 크게 저하될 수 있다. 따라서 XAI를 활용하여 AI 기반 수요예측 결과를 해석할 수 있게 만들고, 이를 시각화하여 운영 전략 수립과 정책 결정 과정에 서보다 신뢰도 높은 의사결정을 지원할 수 있다.

이후의 내용은 한국철도공사가 제공한 데이터와 전처리 과정을 소개하고, 승차 인원수 예측을 위해 사용된 AI와 XAI 알고리즘의 소개, 그리고 마지막으로 2025년도 예측에 대한 연구 결과를 제시하며 마무리한다.

Ⅱ. 연구방법

2.1 데이터 전처리 및 파생변수 추출

본 연구에서는 경부선, 경전선, 동해선, 전라선, 호남선 총 5개의 월별 승차 인원수 요를 예측하는 것이 목적이다. 한국철도공사 철도연구원으로부터 제공받은 2015년 1월부터 2024년 3월까지 약 10년간의 “수송-운행일-주 운행” 그리고 “시 종착역별 열차운행” 정보가 담긴 데이터베이스를 결합하여 2025년 12월까지의 월별 KTX 수송 수요를 예측하는데 활용하였다. 그리고 수요예측에 도움이 될 수 있는 다양한 파생변수들을 생성하였다. 첫째로, 과거의 수요가 현재 또는 미래의 수요에 영향을 줄 수 있어서 1개월~12개월 전 수요를 “과거 승차 인원수” 파생변수로 생성하였다. 둘째로, 버스나 지하철과 같은 대중교통과 달리 요일이나 이벤트에 따라 수요의 변화가 느리게 발생하기 때문에, 시계열 데이터에서 각 월의 실제 날짜 수, 주말 수, 주중 수, 공휴일 수, 명절 수 등의 “시간정보” 파생 변수를 결합하였다. 셋째로, 대외적인 경제 상황과 환경변화를 반영하기 위해서 한국의 주식 시장 지표와 소비자의 물가수준, 그리고 코로나 시기의 예방접종 인원수, 격리자 수, 사망자 수, 정부 대응 지수 등의 “외부 환경” 파생 변수를 반영하여 정교함을 높였다. 마지막으로 한국철도공사에서 제공받은 공급 좌석 정보, 열차 정보, 운행 정보 등을 재계산하여 “좌석 및 운행 정보” 변수로 반영하여 수요예측에 활용하였다. <표 1>에 생성된 기본적인 파생 변수들을 포함하여 수요예측에 사용한 변수들의 범위와 예시 및 정의를 요약하였다.

〈표 1〉 KTX 수요예측에 사용한 변수명, 예시 및 정의

특성	변수명	예시	정의
열차종	주운행선	경부선	KTX 주요 5개 노선 경부/경전/동해/전라/호남선
과거 승차 인원수	승차인원수_Lag1	3,464,111.00	1월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag2	3,318,669.00	2월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag3	3,647,548.00	3월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag4	3,547,176.00	4월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag5	3,643,417.00	5월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag6	3,291,100.00	6월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag7	3,352,224.00	7월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag8	3,279,768.00	8월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag9	3,274,361.00	9월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag10	6,921,600.00	10월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag11	3,281,372.00	11월 전 승차인원수
	승차인원수_Lag12	3,152,500.00	1년 전 승차인원수
시간 정보	운행년월	45,352.00	해당 열차가 운행된 연도와 월
	일수	31.00	해당 월에 포함된 날짜의 수
	주말수	15.00	해당 월에 포함된 주말(금토일) 수
	주중수	16.00	해당 월에 포함된 주중(월화수목) 수
	공휴일수	1.00	해당 월에 포함된 대체휴일을 포함한 공휴일의 수
	명절수	-	해당 월에 포함된 대체휴일을 포함한 명절의 수
좌석 및 운행 정보	공급차량수	62,658.00	운행될 수 있는 총 열차의 수
	공급좌석합계수	3,301,402.00	열차 내에 판매할 수 있는 좌석의 수
	승차수입금액	113,298,033,576.00	판매된 좌석의 총금액
	승차인원수	3,473,501.00	판매된 좌석의 수
	승차연인거리	8,239,441,412.00	승객이 타고간 거리
	좌석거리	13,516,340,607.00	공급좌석이 이동가능한 거리
	1인당수입율	1,006,017.52	“승차수입금액”을 “승차인원수”로 나눈 값으로, 1인당 평균 수입미
	공급대비승차율	32.33	“승차인원수”를 “공급좌석합계수”로 나눈 값으로, 좌석 판매의 집중도
	운행대비고객이동	52.84	“좌석거리”를 “승차연인거리”로 나눈 값으로, 승객의 이용 집중도
	관광	-	관광으로 편성된 열차 수
	일반	97.00	일반으로 편성된 열차 수
	일반/관광	408.00	일반/관광으로 편성된 열차 수
	대수송	-	대수송으로 편성된 열차 수
	임시	-	임시로 편성된 열차 수
	확정	505.00	확정으로 편성된 열차 수
	시발역	155.00	열차가 출발하는 시발역 종류의 수
	종착역	155.00	열차가 도착하는 종착역 종류의 수
	시발종착역	248.00	열차가 운행하는 “시발역+종착역” 노선의 수
	열차운행횟수	3,791.00	운행을 한 총 열차의 수
외부 환경	Stringency Index	1,463.82	코로나 진행정도 지수
	Government Response Index	1,775.99	정부의 코로나 대응정도 지수
	International Movement Restrictions	62.00	국가간 이동 제한정도 지수
	Death People	82,667.00	코로나 사망자 수
	Vaccinated People	1,246,537,550.00	백신접종을 시작한 인원수
	Fully Vaccinated People	1,014,704,524.00	백신접종이 완료된 인원수
	Containment People	1,918.90	격리된 인원수
	Confirmed People	10,586,338.00	코로나 확진자 수

예측 대상인 승차 인원수는 종속변수로 사용되고 나머지 44개의 변수는 독립변수로 사용된다. 분석 기간은 모든 노선의 2015년 1월부터 2024년 3월까지이며, 그중 시계열 순서로 2023년 4월부터 2024년 3월까지의 데이터는 검증(Validation) 셋으로 나머지는 학습(Training) 셋으로 사용된다. 그리고 최종 예측 목표인 2024년 4월부터 2025년 12월까지가 테스트(Test) 셋이다. 데이터에 특별한 결측치는 존재하지 않으며 변수들의 값의 범위가 다양하기 때문에 동일하게 조정하기 위해 스케일링(Scaling)을 적용하였다. 마지막으로 전처리가 완료된 원천데이터를 기반으로 한국철도공사에서 중시하는 파생지표들로 변경한 후 최종적으로 모델링의 입력으로 활용된다.

2.2 머신러닝 알고리즘

머신러닝 알고리즘은 기본적으로 예측 오차를 줄이는 방향으로 설계되었다. 오차는 편향과 분산으로 분리될 수 있는데, 예측의 안정성에 초점을 두어 분산를 줄이기 위해 샘플링 기법을 활용하는 Bagging(Bootstrap aggregating)과 성능에 초점을 두어 편향을 줄이기 위해 반복적인 모델링을 활용하는 Boosting으로 구분될 수 있다. Bagging과 Boosting 모두 회귀 및 분류문제에 활용할 수 있는 지도학습 알고리즘이다. 본 연구에 활용된 대표적 알고리즘은 Random Forest, XGBoost, LightGBM (Light Gradient Boosting Machine), 그리고 CatBoost(Categorical Boosting) 알고리즘을 활용하여 승차 인원수 예측에 사용한다. 변수의 중요도를 제공하긴 하지만 각 샘플별 모델링 과정에서 각 변수들의 우선순위를 평균한 것으로 긍부정과 같은 영향력의 방향성을 포함하지는 못하는 단점이 있다.

2.3 딥러닝 알고리즘

딥러닝은 인공지능의 한 방법론으로, 인간의 두뇌 구조에서 영감을 받아 개발되었다. 데이터의 복잡한 패턴들을 학습하기 위해 연속된 층을 중첩하여 변수들의 모든 상호작용을 포함하여 의미 있는 규칙들을 학습해 내는 데 강점이 있다. 이러한 구조의 기본이 되는 알고리즘으로 MLP (Multi-Layer Perceptron)가 있으며, 이미지나 시계열 등의 데이터도 학습해 낼 수 있도록 구조나 흐름을 개선하여 CNN(Convolutional Neural Network)과 RNN(Recurrent Neural Network) 등으로 확장되었다. 앞서 소개한 머신러닝의 알고리즘처럼 마지막 층인 활성화 함수만 선택적으로 변경하면 회귀 및 분류문제 모두에 활용할 수 있다.

본 연구에서는 수요예측과 같은 시계열 예측으로 확장된 RNN 기반 알고리즘을 사용한다. LSTM은 기존 RNN에서는 시간이 지남에 따라 기울기가 소실되거나 폭발하는 문제가 발생하여 장기적인 의존성을 학습하는 것이 어렵기 때문에, 이를 해결하기 위해 모델은 특별한 게이트 구조와 셀 상태(Cell State) 메커니즘을 도입하였다[12]. GRU(Gated Recurrent Unit)는 LSTM의 경량화된 변형으로 게이트 구조(입력 게이트, 삭제 게이트, 출력 게이트)를 통해 장기 의존성 문제를 해결하는 반면, GRU는 비교적 단순화된 게이트 구조를 채택하여 계산 효율성을 높였다[13].

결론적으로, LSTM과 GRU 알고리즘은 기계번역, 감성 분석, 텍스트 요약 등의 자연어 처리 분야에 활용되고, 수요예측 및 심전도, 뇌파 분석과 같은 시계열 데이터 처리에서도 높은 성능을 보인다.

2.4 설명가능한 인공지능: SHAP

블랙박스와 같은 인공지능의 예측 결과를 설명하기 위한 알고리즘인 SHAP는 LIME과 셰플리 값(Shapley Value)를 연결하여 KTX 승차 인원수 수요예측에 대한 변수들의 기여 정도와 방향을 설명해 준다. LIME은 임의로 데이터의 값을 변화시켰을 때 모델의 예측 결과의 변화를 추정하며 관련성을 계산한다. 그리고 게임 이론을 기반으로 개발된 셰플리 값은 이러한 변수들의 기여 정도를 계산하는 지표로 볼 수 있다. 따라서 변수들이 모든 조합에서 실제 값의 입력을 통해 생성되는 예측값의 변화 정도로 기여도를 추정한다. SHAP를 사용하여 KTX 승차 인원수 예측에 기여하는 변수들의 정도와 기여 방향을 알 수 있고 복잡한 인공지능 알고리즘의 신뢰성을 높인다.

2.5 예측성능 평가지표

KTX 승차 인원수의 예측 성능을 확인하고 설명의 신뢰성을 높이기 위해 6개의 검증 지표로 확인한다. 이들은 RMSE(Root Mean Squared Error), MSPE(Mean Squared Percentage Error), MAE(Mean Absolute Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error), MedAE(Median Absolute Error), MedAPE(Median Absolute Percentage Error)이다. 모든 검증 지표는 실제 승차 인원수와 예측된 값의 차이를 방정식으로 표현한 것으로써, 예측 성능이 좋을수록 낮은 수치들이 나오도록 구성되어 있다. 따라서 모든 검증 지표의 수치가 낮을수록 KTX 승차 인원수를 잘 예측하는 모델이라 볼 수 있다. 단, 승차 인원수는 경부선의 경우 백만이 넘는 큰 수치이기 때문에 예측이 어느 정도 잘 되더라도 검증 지표는 수치가 크게 나타날 수도 있을 것이다. 따라서 최적 변수의 조합이나 모델 선택, 그리고 한국철도공사 측에 예측 설명력을 이해시키는 경우에는 MSPE, MAPE, MedAPE 3가지의 검증 지표를 주로 사용할 것이다. 왜냐하면 이 3가지의 지표들은 실제 승차 인원수 대비 상대

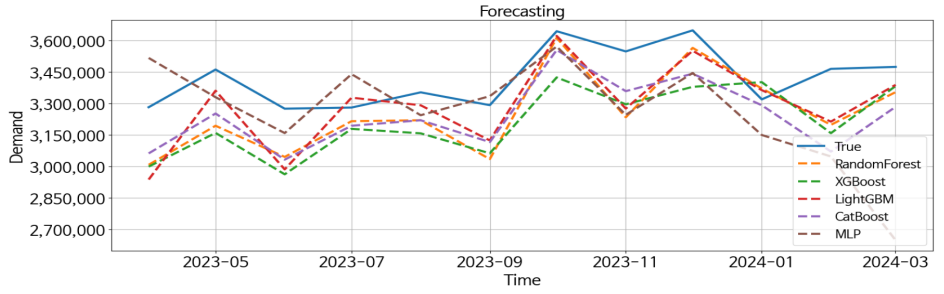
적인 차이를 퍼센트로 표현하기 때문에 이해하기가 수월하기 때문이다.

Ⅲ. 연구결과

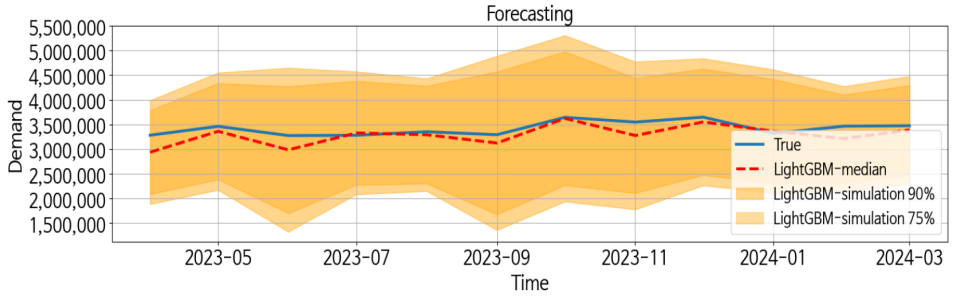
이번 섹션에서는 다양한 파생 변수를 포함하는 44개의 독립변수와 종속변수인 승차 인원수를 모델에 학습시킨 후 2025년도의 승차 인원수 수요예측 결과를 제시한다. 실제 승차 인원수가 정확하게 예측이 되어야 왜 그러한 수치가 나타나게 되었는지 변수들의 기여도 또는 관련성과 같은 설명력의 신뢰성이 높아질 것이다. 머신러닝과 딥러닝 알고리즘으로 미래 예측 결과를 우선적으로 확인하여 모델링 성능을 확인 후 다음으로 SHAP 알고리즘을 통해 변수들의 승차 인원수 예측 설명력을 확인한다. 데이터 준비와 전처리, 그리고 모델링과 검증의 모든 데이터분석 프로세스는 python 3.9.20 버전을 사용하였다. 그리고 머신러닝과 딥러닝 알고리즘은 sklearn 1.5.2과 tensorflow 2.17.0 버전을 사용하였다. 마지막으로 설명력 제공을 위한 SHAP 알고리즘은 0.46.0 버전이 사용되었다.

3.1 예측 과정과 성능

머신러닝 알고리즘인 Random Forest, XGBoost, LightGBM, 그리고 CatBoost와 딥러닝 알고리즘인 MLP, RNN, LSTM, 그리고 GRU 알고리즘의 성능을 검증하였다. 공정한 비교를 위해 알고리즘의 파라미터들은 모두 동일하게 사용하였다. 총 8가지의 알고리즘으로 모두 검증 기간에 대해 예측을 한 후 검증 기간의 예측 성능이 높은 알고리즘을 선택하여 테스트 기간동안 예측 하였다. <그림 1>와 <표 2>에 경부선 승차 인원수에 대한 검증기간 상위 5종 예측 시각화와 검증지표 성능을 내림차순으로 제시하였다. <그림 1



(가) 예측성능 상위5종의 승차인원수 검증 비교



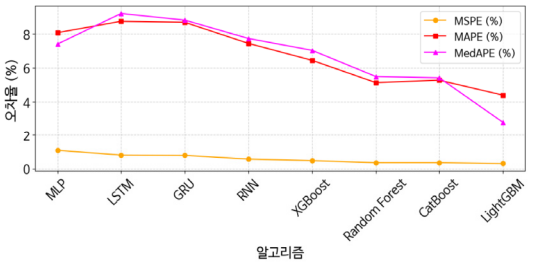
(나) 최고 예측성능인 LightGBM 알고리즘의 예측평균과 신뢰구간

〈그림 1〉 경부선의 검증기간(2023년 4월~2024년 3월)에서의 예측성능 상위 5종 및 승차인원수 예측

(가)>에 따르면 학습에 활용되지 않은 검증 기간에서의 승차 인원수를 가장 정확하게 예측한 알고리즘은 LightGBM 알고리즘이다. 정량적인 최고 성능의 알고리즘의 선택을 이해하기 위해 <그림 2>에 알고리즘 별 예측 오차율을 비교하였다. 그리고 실제 LightGBM 알고리즘을 사용하여 예측할 때, 미래 발생가능한 시나리오를 생성하기 위해 독립변수들의 값을 특정 표준편차 범위 내로 랜덤하게 변화시켰다. 총 10000번의 예측을 통해 각 월별 예측값의 범위인 신뢰구간이 측정되며 그 평균값을 계산할 수가 있다. 이것이 <그림 1(나)>에서 노란색 음영과 빨간색 점선으로 표시되는 것이다. 이러한 과정을 통해 예측값이 발생할 수 있는 범위를 알 수 있고 여러 가지 미래 시나리오를 반영 및 설명하는 예측이 가능하다. 퍼센트 검증지표인 MSPE, MAPE, 그리고 MedAPE의 평균치 기준 2.49% 밖에 되지 않은 낮은 수준의 예측 오류를 보인다.

〈표 2〉 경부선의 검증기간(2023년 4월~2024년 3월)에서의 예측 성능지표 6종 순위

Algorithm	RMSE	MSPE (%)	MAE	MAPE (%)	MedAE	MedAPE (%)	Percent Average
LightGBM	183,310	0.30	148,672	4.39	99,094	2.79	2.49
Random Forest	200,483	0.35	174,521	5.13	181,347	5.49	3.66
CatBoost	201,252	0.35	180,439	5.27	189,825	5.41	3.68
XGBoost	235,083	0.47	220,373	6.44	240,598	7.03	4.65
RNN	257,769	0.56	254,829	7.44	266,759	7.73	5.24
MLP	369,436	1.08	283,462	8.07	255,093	7.40	5.52
GRU	301,891	0.78	297,093	8.68	300,684	8.81	6.09
LSTM	307,550	0.80	299,494	8.74	311,268	9.20	6.25

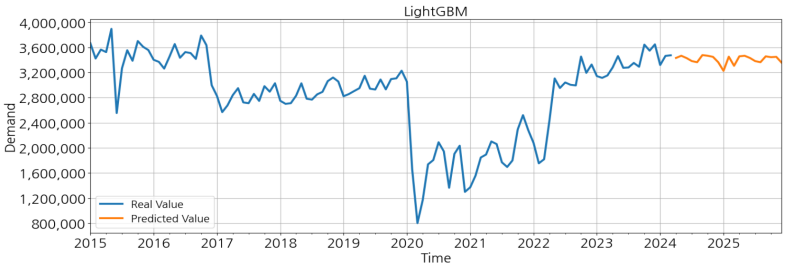


〈그림 2〉 알고리즘별 예측 오차율 비교

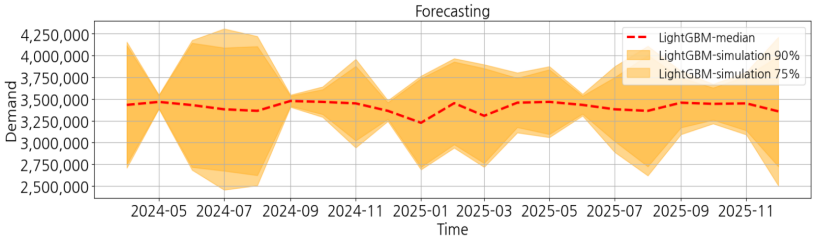
검증 성능이 가장 높은 LightGBM 알고리즘을 사용하여 2025년의 승차 인원수를 예측한다. 단, 학습된 모델을 그대로 사용하여 테스트 기간을 예측하는 것이 아니라, 학습 및 검증 기간을 모두 사용하여 LightGBM 알고리즘을 재학습한 후 테스트 기간을 예측하였다. 왜냐하면 이미 학습이 잘 된 모델링이라고 하더라도 검증 기간을 제외하고 바로 테스트 기간을 예측할 수야 있지만 너무 먼 미래를 예측하는 것이기 때문에 성능도 떨어질 뿐 아니라 최근 데이터를 학습에 사용하지 못하는 단점이 있기 때문이다. 그 결과 경부선의 경우, 과거 350만명 정도의 승차 인원수가 코로나 이슈를 통해 감소하다 회복중에 있으며 2025년도 2024년보다 근소하게 상승할 것으로 나타나고 있다. 그리고 약 325만~350만명 사이의 승차 인원수 수요가 예상된다 <그림 3>.

3.2 2025년도 수요 예측

위와 같은 프로세스를 통해 나머지 KTX 노선별 예측 결과를 확인한다. 5개 노선의 예측 결과 LightGBM 알고리즘이 2개의 노선에서, XGBoost 알고리즘이 2개의 노선에서, 그리고 LSTM 알고리즘이 1개의 노선에서 최고 검증 예측 성능을 보였다 <표 3>. 전라선의 경우 딥러닝 알고리즘이 성능이 가장 좋았지만, 나머지 경부선, 경전선, 동해선과 호남선은 머신러닝 알고리즘이 예측력이 좋았다. 그리고



(가) 학습, 검증, 테스트기간의 실제 승차인원수와 예측치



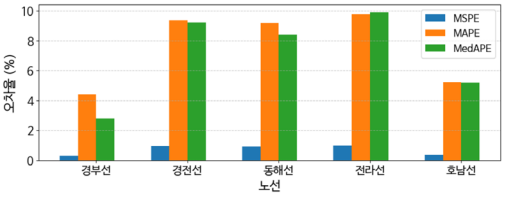
(나) 테스트기간의 승차인원수 예측치

〈그림 3〉 경부선 전체기간(2015년 1월~2025년 12월)에서의 월별 승차인원수 예측 시각화

MSPE, MAPE, MedAPE 3가지 검증지표의 평균값을 기준으로 예측 오류는 2.49%~6.89%의 낮은 범위를 보이고 있다. 즉, 머신러닝 또는 인공지능 알고리즘을 통해 KTX 승차 인원수를 5% 전후의 낮은 오류의 예측 성능을 발휘할 수 있다. 각 노선별 예측 성능의 이해도를 높이기 위해 <그림 4>에 퍼센트 검증지표를 한눈에 시각화하였다.

〈표 3〉 KTX 각 노선별 예측 검증성능 최고 알고리즘과 검퍼센트 검증지표 비교

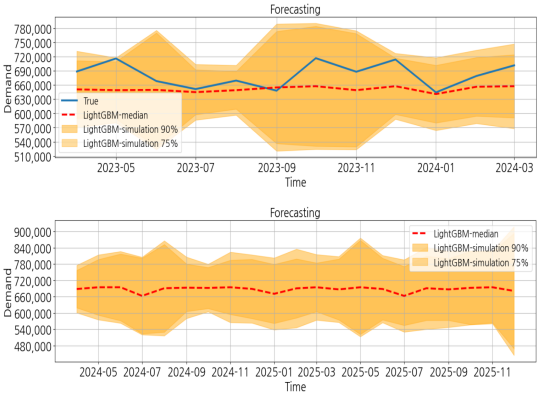
KTX	Algorithm	MSPE (%)	MAPE (%)	MedAPE (%)	Average
경부선	LightGBM	0.30	4.39	2.79	2.49
경전선	LightGBM	0.94	9.35	9.22	6.50
동해선	XGBoost	0.91	9.18	8.40	6.16
전라선	LSTM	0.99	9.77	9.92	6.89
호남선	XGBoost	0.37	5.22	5.17	3.59



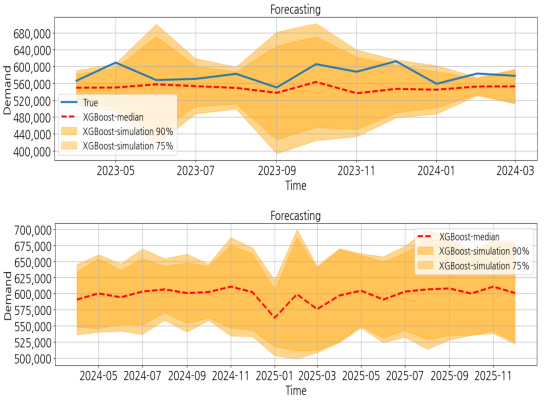
〈그림 4〉 KTX 각 노선별 예측 성능 비교 시각화

그리고 경부선을 제외한 나머지 경전선, 동해선, 전라선, 그리고 호남선의 검증 및 테스트 예측 결과를 <그림 5>에 제시하였다. 모든 노선에서 머신러닝과 딥러닝 알고리즘이 전반적으로 승차 인원수의 추세뿐만 아니라 증가와 감소도 최대한 따라가기 위해 애쓰고 있다. 그리고 최종적으로 2025년의 KTX 승차 인원수 수요는 경부선은 평균적으로 약 326만명, 경전선은 62만명, 동해선은 52만명, 전라선은 68만명, 그리고 호남선은 96만명 수준으로 예측되었다. 코로나 이전으로 볼 수 있는 약 5년 전인 2019년 대비 6.61~ 13.13% 수준으로 증가할 것으로 예상되며, 작년인 2024년 대비는 약 3.01~9.45% 수준

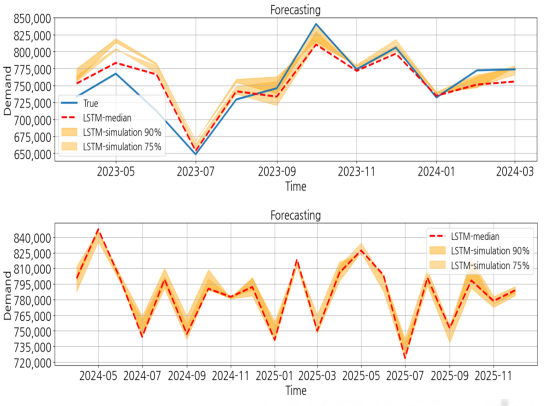
의 감소가 예상되었다 <표 4>. 실제 노선별 과거 승차인원수 대비 예측치의 증감을 한눈에 이해할 수 있도록 <그림 6>에 시각화하였다.



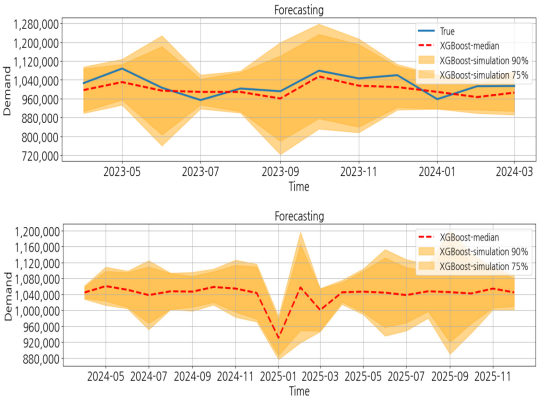
(가) 경전선



(나) 동해선



(다) 전라선

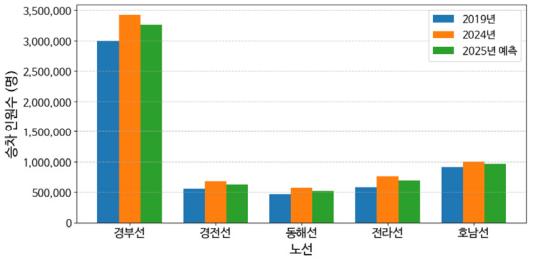


(라) 호남선

〈그림 5〉 경전선, 동해선, 전라선, 호남선의 검증기간 및 테스트기간에서의 월별 승차인원수 예측 시각화

〈표 4〉 KTX 고속철도의 2025년도 승차인원수 예측 평균치와 코로나 전후의 과거 대비 증감율 비교

KTX	2019년	2024년	2025년	증감율% (2019-2025)	증감율% (2024-2025)
경부선	3,000,064	3,418,760	3,261,319	8.71	-4.61
경전선	552,302	675,125	624,792	13.13	-7.46
동해선	470,231	573,080	521,482	10.90	-9.00
전라선	580,489	759,476	687,733	18.47	-9.45
호남선	905,066	994,880	964,904	6.61	-3.01

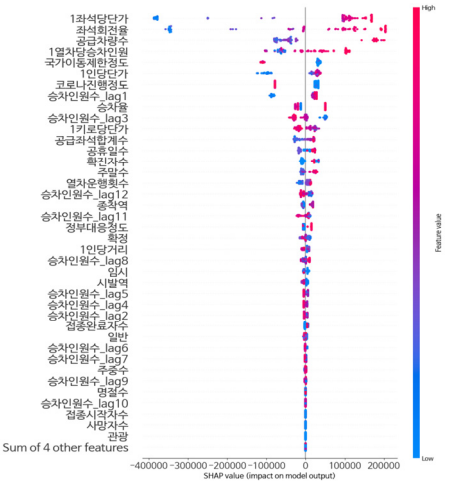


〈그림 6〉 KTX 각 노선별 승차인원수 예측 시각화

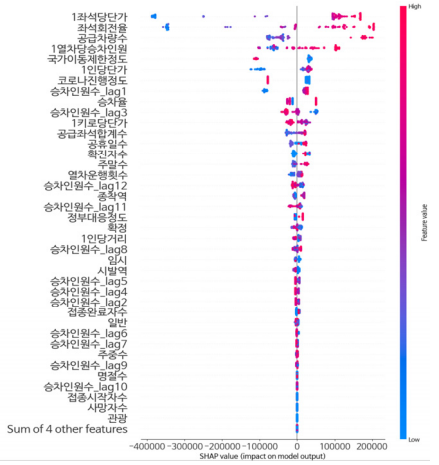
3.3 수요 예측의 설명력 분석

SHAP는 특정 시점의 독립변수들의 샘플 수치들에 대해 승차 인원수가 얼마일지 예측할 뿐만 아니라 각 독립변수들의 수치값과 기여 방향을 제시해 준다. 이러한 결과를 누적한다면 승차 인원수에 대한 독립변수들의 일반화된 기여 설명력을 확인할 수 있다. 단, 본 연구에 활용된 샘플 시점들 결과의 누적 기준 일반화이기 때문에 샘플 시점이 향후 늘어난다면 해석이 변경될 수도 있다. 샘플의 양이 많아진다면 더욱 신뢰할 수 있는 설명력을 가질 것은 분명하다. <그림 7>은 <표 3>에서 추정된 노선별 예측 최고성능 알고리즘을 기준으로 추정된 SHAP의 독립변수 기여도를 시각화한 것이다. (왼쪽)세로축은 승차 인원수에 영향을 주는 독립변수의 우선순위를 내림차순으로 정렬한 것이다. 즉, 경부선을 기준으로 “좌석당 단가, 좌석 회전율, 공급차량수, 1열차당 승차 인원, 국가이동 제한 정도” 등의 순서로 승차 인원수 예측에 기여를 하고 있다. (오른쪽)세로축은 변수들의 값이 낮은/높은 경우 파란색/빨간색 계열로 표시하여 값에 대응되는 승차 인원수의 예측값의 변화를 표시하였다. 마지막으로 가로축에 승차 인원수의 예측값을 표시하였다. SHAP 값이 0보다 작으면 부정적인 기여를 0보다 크면 긍정적인 기여를 의미한다. 각 시점마다 변수의 수치는 다양하게 분포할 수 있고 각 수치별 승차 인원수에 대한 변수들의 기여 방향도 얼마든지 변화될 수 있다. 따라서 변수들의 값과 대응되는 SHAP 예측치를 모두 누적하여 표현하면 변숫값의 변화에 따른 승차 인원수 기여 방향을 확인할 수 있다.

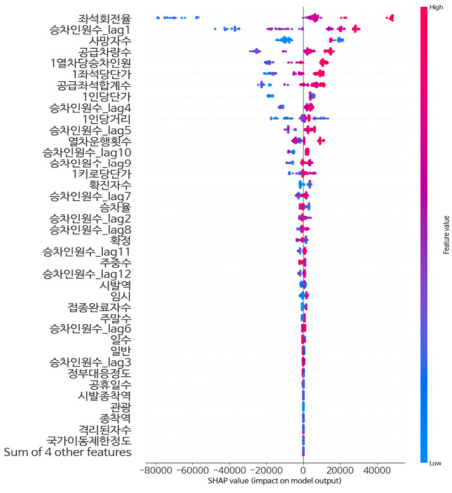
경부선의 “1좌석당 단가”는 값이 작을 때(파란색 계열) 승차 인원수의 부정 기여에 많이 분포되어 있고 값이 커지면(빨간색 계열) 승차 인원수의 긍정 기여에 많이 분포되어 있다. 따라서 1좌석당 단가가 비싸질수록 승차 인원수를 높이는 영향을 준다. 반대로 코로나가 발생하여 “국가이동 제한 정도”가 증가하면 승차 인원수를 낮추는 데 기여한다. 따라서 미래의 승차 인원수의 증가에 가장 기여를 많이 하는 변수의 상위3가지 변수는 “1좌석당 단가, 좌석 회전율, 공급차량수”이며 승차 인원수 감소에 가장 기여를 많이 하는 변수 상위 3가지는 “국가이동 제한 정도, 코로나 진행 정도, 승차 인원수_lag3”로 볼 수 있다. 그런데 이러한 변수들의 기여정도는 다른 노선에선 다르게 나타난다. 경전선의 경우 승차인원수를 증가시키는 변수 상위3가지는 경부선과 달리 “승차인원수_lag1, 1열차당승차인원, 열차운행횟수”로 나타났다. 반면 승차 인원수를 감소시키는 변수 상위 3가지는 “승차인원수_lag12, 격리된자수, 1인당단가”가 해당된다. 마찬가지의 해석을 다른 노선들에서도 가능하지만, 중요한 것은 특정 변수가 모든 노선에서 긍정 또는 부정적 기여를 한다고 일반화하는 것은 위험하다는 것이다. 따라서 더욱 실제 비즈니스에 활용하기 위해선 실시간으로 정량적인 예측과 설명력을 빠르게 추정하여 활용하는 것이 훨씬 용이하다. 그러한 목적을 위해 본 연구는 누구나 현업에서 빠르고 쉽게 사용할 수 있는 설명 가능한 인공지능을 활용한 비즈니스 애널리틱스 방법론을 제시하였다. 승차 인원수를 높은 성능으로 미리 예측할 뿐 아니라 그 원인을 설명함으로써 비즈니스의 활용도를 높일 수 있다.



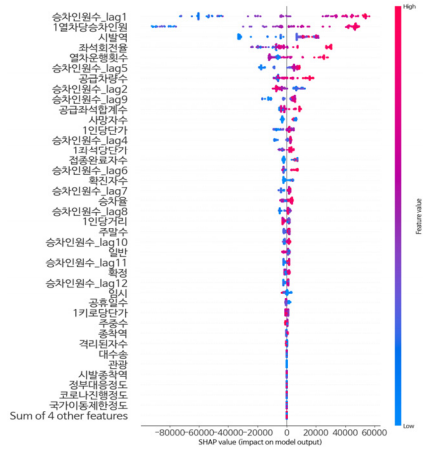
(가) 경부선



(나) 경전선



(다) 동해선



(라) 전라선

(마) 호남선

〈그림 7〉 KTX 노선별 승차인원수 예측에 대한 변수들의 기여 설명력 기반 의사결정

Ⅳ. 결론

현재 25개국 이상이 고속철도를 도입하여 주요 교통수단으로 활용하고 있으며, 이러한 국가는 고속철도를 통해 물류와 인구의 이동성을 극대화하며 교통체계의 효율성과 환경적 지속 가능성을 동시에 달성하고 있다. 국토교통부는 미래 교통 시스템의 효율성을 제고하기 위해 수요예측과 연계된 미래 선도 기술 개발을 적극적으로 추진하고 있다. 효과적인 수요예측을 위해서는 고속철도 이용 패턴을 정확히 반영할 수 있는 정교한 분석 기법이 필수적이다.

본 연구는 고성능 인공지능 알고리즘과 설명 가능한 인공지능을 활용하여 2025년도 KTX 수요를 정밀하게 예측하고, 예측 결과를 바탕으로 실질적인 비즈니스 및 정책적 의사결정을 지원하는 것을 주된 목적으로 3가지 항목에서 기여하고 있다. 첫째, AI 알고리즘을 활용하여 KTX 수요예측의 정확도를 대폭 향상시켰다. 기존의 통계 기반 모델이 가지는 예측 성능의 한계를 극복하고, 비선형적 복잡한 데이터 패턴을 학습

함으로써 더욱 현실성 높은 수요를 예측하였다. 이를 통해, KTX 수요 변화의 복잡한 양상을 효과적으로 예측하고, 미래 교통 계획 수립에 기여할 것이다. 둘째, XAI 기술을 통해 높은 미래 예측 성능뿐만 아니라 설명력을 동시에 제공함으로써 신뢰성을 높였다. SHAP 알고리즘을 활용하여 예측 결과와 변수들의 기여 정도를 시각화함으로써, 비즈니스적 정책 설계 및 자원 배분 의사결정 과정에서 신뢰도를 높인다. 셋째, 고성능 컴퓨팅 환경 없이도 실행 가능한 대표적인 머신러닝과 딥러닝 알고리즘을 활용하여, 한국철도공사 운영, 관리 및 정책 담당자가 현업에서 쉽고 간편하게 수요 예측 결과를 확인하고 실시간으로 의사결정을 내릴 수 있도록 활용도를 강화하였다.

결론적으로 본 연구는 AI기반 수요 예측의 높은 정확성과 설명력을 통해 2025년 KTX 수요예측의 신뢰성과 실효성을 극대화하였으며, 데이터 기반 의사결정이 보다 효율적으로 활용할 수 있는 방식으로 이루어져 지속 가능한 교통체계 구축에 도움이 될 것이다. 또한 다른 대중 교통의 수요예측에도 활용 가능한 방법론을 제시함으로써 교통 전반의 데이터 기반 학문적・실무적 인싸이트를 제공할 것이다. 또한 한국철도공사의 도메인 지식과 추가적인 고성능 AI 알고리즘을 활용하여 더욱 정교한 수요예측을 달성하는 것을 향후 과제로 남겨둔다.

참 고 문 헌

[1] L. Shanlang, D. Prithvi, and W. Zhaowei, “The Impact of High-Speed Railway on China’s Regional Economic Growth Based on the Perspective of Regional Heterogeneity of Quality of Place,” Sustainability, vol. 13, no. 9, pp. 4820, 2021, doi: 10.3390/su13094820

[2] 유현아, 남기찬, 홍사흠, 정동호, “고속철도 개통 20년, 국토균형발전 효과분석과 향후 과제,” 국토연구원, 2024.

[3] 국토교통부, “2024년 고속철도 연간 이용객 1억 1,658만 명 기록, 국민의 대표 이동수단으로 자리 잡아.,” 국토교통부, 대한민국, 2025.

[4] 차효영, 오윤식, 송지우, 이태욱, “다중개입 계절형 ARIMA 모형을 이용한 KTX 수송수요 예측,” 응용통계연구, 제 32권, 제 1호, pp. 139-148, 2019.

[5] S. N. Sima, T. Neda, and N. Akbar, “A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series,” in 2018 17th IEEE international conference on machine learning and applications (ICMLA), pp. 1394-1401, 2018.

[6] 정혜린, 임창원, “인공지능 기반 수요예측 기법의 리뷰,” 응용통계연구, 제 32권, 제 6호, pp. 795-835, 2019.

[7] 심진호, 오윤식, 오영택, 금수희, “비선형 데이터 패턴 학습을 통한 고속철도 수송수요 예측 연구,” 한국철도학회 학술발표대회논문집, pp. 114-114, 2024.

[8] G. David, S. Mark, C. Jaesik, M. Timothy, S. Simone, and Y. Guang-Zhong, “XAI—Explainable artificial intelligence,” Science robotics, vol. 4, no. 37, pp. eaay7120, 2019.

[9] J. Kwon, “A Study on the Applicability of eXplainable Artificial Intelligence(XAI) Methodology by Industrial District,” Global Business Administration Review, vol. 20, no. 2, pp. 195-208, 2023.

[10] A. Rafique and I. Ali, “Knee Osteoarthritis Analysis Using Deep Learning and XAI on X-rays,” IEEE Access, 2024.

[11] Y. Jung and C. Yoon, “A Study on Forecasting Order Quantity from Manufacturing Supply Chain Data using XAI,” Journal of Korean Institute

of Information Technology, vol. 22, no. 8, pp. 41-53, 2024.

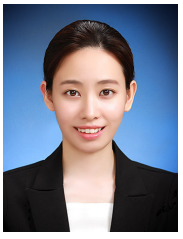
[12] G. Alex and G. Alex, “Long short-term memory,” Supervised sequence labelling with recurrent neural networks, pp. 37-45, 2012.

[13] C. Kyunghyun et al., “Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation,” arXiv preprint arXiv:1406.1078, 2014.

저 자 소 개

차 명 주 (Myeong-Ju Cha)
・2025년 2월 : 인천대학교 무역학부 (무역학사)
<관심분야> : 데이터마이닝, 시계열, LLM

오 영 택 (Young-Taek Oh)
・2008년 2월~2012년 2월 : 한양대학교 SOC교통계획전공 도시공학박사 (공학박사)
・2012년 7월~현재 : 한국철도공사(現미래전략부장)
<관심분야> : 수요예측, 교통투자평가, 머신러닝, 데이터 마이닝



이 승 연 (Seung-Yeon Lee)
・2016년 8월: 중앙대학교 전자전기공학부 학사 (공학사)
・2019년 9월~현재 : 한국철도공사(선임연구원)
<관심분야> : 수요예측, 공공빅데이터, 딥러닝, 데이터 마이닝

김 경 원 (Kyung-Won Kim)
・2007년 2월 : 한양대학교 수학과 및 물리학 (이학사)
・2010년 2월 : 서울대학교 계산과학과 (이학석사)
・2014년 2월 : 서울대학교 산업공학과 (공학박사)
・2014년 4월~2017년 8월 : 삼성전자 영상디스플레이사업부 빅데이터랩 (데이터사이언티스트)
・2017년 9월~2021년 2월 : 삼성리서치 글로벌인공지능센터 빅데이터팀 (데이터사이언티스트)
・2021년 3월~현재 : 인천대학교 글로벌정경대학 무역학부 교수
<관심분야> : 비즈니스애널리틱스, 시계열 텍스트분석, 수요예측, 사회서비스경제, AI의사결정