



<응용 논문>

## 엔진 부품 원재료 가격 예측을 위한 Prophet기반 시계열 모델 개발

선영택\*

서울과학기술대학교 AI융합공학전공

### Development of Prophet-Based Time Series Model for Raw Material Price Prediction of Engine Components

Youngtaek Sun\*

AI Convergence Engineering, Seoul School of Integrated Sciences & Technologies, Seoul 06212, Korea

(Received 3 February 2025 / Revised 23 February 2025 / Accepted 18 March 2025)

**Abstract** : This study develops a Prophet-based time series model for predicting the raw material prices of automotive engine parts, specifically targeting aluminum alloys. Traditional statistical methods and machine learning algorithms, including SARIMA, XGBoost, LightGBM, CatBoost, and LSTM, were evaluated by using the price data from January 2016 to July 2024. The Prophet model demonstrated superior prediction performance compared to other algorithms, achieving  $R^2$  values above 0.97 for both A6061 and AC4CH aluminum materials. In order to validate the model's generalizability, additional testing was conducted on A6063, A6082M, and A7H01 aluminum alloys, consistently achieving  $R^2$  values above 0.95. The model successfully captured price trends, seasonality, and the effects of external variables by using scrap price and tariff data as additional regressors. The results indicate that the Prophet-based prediction model can effectively support the cost management and procurement strategies in the automotive parts industry by accurately forecasting the prices of various aluminum materials.

**Key words** : Time series model(시계열모델), Cost prediction(원가예측), Machine learning(머신러닝), Aluminum(알루미늄), Cost management(원가관리), Automotive parts(자동차용 부품)

#### Nomenclature

- RMSE : root mean square error
- MAE : mean absolute error
- $R^2$  : coefficient of determination
- SARIMA : seasonal auto-regressive integrated moving average
- LSTM : long short-term memory
- XGBoost : extreme gradient boosting
- LightGBM: light gradient boosting machine
- CatBoost : categorical boosting
- KRW : Korea won

#### 1. 서론

자동차 산업은 글로벌 경제의 핵심 동력이자 기술 혁신을 주도하는 산업으로 최근 차량전동화와 자율주행 등의 패러다임 전환이라는 구조적 변화의 시기를 맞이하고 있다. 이러한 변화는 기존 내연기관 중심의 부품 공급망과 원재료 공급 구조에 상당한 영향을 미치고 있으며, 특히 엔진 부품 제조에 필수적인 원재료의 안정적 공급과 가격 관리의 중요성이 더욱 부각되고 있다. COVID-19 팬데믹, 우크라이나 사태 및 미·중 무역갈등으로 인한 글로벌 공급망의 불안정성은 자동차 산업의 원재료 공급에 도전과제를 제시<sup>1,2)</sup>하고 있고 엔진 부품 제조에 필수적인 알루미늄, 구리, 니켈 등 주요 원재료의 가격 변동성이 크게 증가하여 2020년 이후 일부 원자재의 경우

\*Corresponding author, E-mail: sunyoungtaek@stud.assist.ac.kr

<sup>1</sup>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.

전년 대비 200 % 이상의 가격 상승을 기록하기도 했다. 또한, 리튬, 코발트 및 니켈과 같은 배터리 원료의 가격 급등은 전기차 생산 비용 상승<sup>3)</sup>으로 이어지고 있으며 반도체 부족 사태는 자동차 생산에 심각한 차질을 빚었던 일<sup>4)</sup>도 오래전에 일이 아니었다.

이러한 상황에서 자동차 산업의 원가 관리는 단순히 비용 절감을 넘어 지속가능한 경영을 위한 전략적 접근이 필요하고, 원재료 가격 변동에 대한 대응은 단기적인 수익성 개선뿐만 아니라 장기적인 공급망 안정성과 함께 환경적 지속가능성을 고려해야 한다. 그리고, 이를 위해 자동차 기업들은 원재료 수급의 다변화, 재활용 소재 활용 확대, 대체 소재 개발 등 다각적인 전략을 모색하고 있다. 또한, 공급업체와의 협력 강화를 통해 가격 변동 리스크를 공유하고, 장기 계약을 통해 안정적인 원재료 확보를 도모하고 있다. 이러한 노력에도 불구하고 글로벌 경제 상황 및 환율 변동에 따른 원재료 원가 변동에 대응하기에는 미흡한 상태이다.

따라서, 본 연구에서는 차량 전동화로 인한 변화에 직면한 부품기업들의 효과적인 원가관리를 위하여 시계열 예측 모델<sup>5)</sup>을 활용한 원가 예측 시스템을 개발하고자 한다. 알고리즘을 통해서 자동차용 엔진 부품의 주요 원재료인 알루미늄의 가격 변동성을 분석하고, 미래 원가 변동을 사전에 예측하여 자동차 부품 기업들이 선제적인 원가절감 전략을 수립하고, 원재료 수급 계획을 최적화할 수 있는 의사결정 지원 시스템을 구축하고자 한다.

그리고, 이러한 자동차 산업 환경의 변화에도 본 연구에서 내연기관용 알루미늄 합금을 연구 대상으로 선정하였는데 이는 다음과 같은 전략적 의미를 갖는다. 첫째, 현재 자동차 산업이 전환기를 맞이하고 있으나 향후 10~15년간은 내연기관차와 전동화 차량이 공존하는 시기가 될 것으로 전망된다. 따라서 내연기관용 부품의 원가관리는 여전히 중요한 과제로 남아있다. 둘째, 본 연구에서 개발하는 가격 예측 모델은 알루미늄 합금을 대상으로 하지만 이는 향후 다른 소재로 확장 적용이 가능한 기반 연구의 성격을 가진다. 특히 본 연구에서 검증하는 Prophet 기반 예측 모델은 배터리용 구리, 니켈, 코발트 등 전기차 소재의 가격 예측에도 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 마지막으로, 현재는 알루미늄 합금이 내연기관에 적용되고 있더라도 향후 전기자동차와 하이브리드 자동차 경량화에 핵심 소재로 사용될 수 있기 때문이다.

## 2. 이론적 배경

원재료 가격 예측은 시계열 분석과 기계학습 기법을 통해 수행되며, 전통적인 통계 기반 방법론에서부터 최신 딥러닝 기술까지 다양한 접근법이 연구되어 왔다. 전

통적인 가격 예측 방법론은 크게 통계적 시계열 분석 기법과 계량경제학적 접근법으로 구분할 수 있는데, SARIMA<sup>6)</sup>는 시계열 데이터의 계절성을 고려한 ARIMA 모델의 확장된 형태로 대표적인 시계열 예측 모델이다. 시계열 데이터에 내재된 추세, 계절성, 순환성 등의 특성을 효과적으로 모델링할 수 있어 원재료 가격과 같은 경제 시계열 데이터 분석에 널리 활용되고 있다.

SARIMA 모델의 핵심은 시계열 데이터를 정상성을 가지도록 변환하는 것으로 차분을 통해 달성된다. 일반 차분은 전체적인 추세를, 계절 차분은 계절적 변동을 제거하는데 사용된다. 자기회귀 부분은 과거 관측 값들의 선형 조합을 통해 미래 값을 예측하며, 이동평균 부분은 과거 예측 오차들의 선형 조합을 통해 현재 값을 설명한다. 계절성 요소는 특정 주기로 반복되는 패턴을 모델링하는데, 이는 원재료 가격에서 자주 관찰되는 연간 또는 분기별 변동을 포착하는데 효과적이다. SARIMA 모델은 선형성 가정을 기반으로 하며 데이터의 비선형적 특성이나 복잡한 상호작용을 포착하는 데는 한계가 있다. 또한 극단적인 이상치나 구조적 변화에 민감하게 반응할 수 있다는 제약이 있다. 그러나 모델의 해석이 용이하고 계산 효율성이 높다는 장점을 가지고 있어 여전히 시계열 예측의 중요한 기준 모델로 활용되고 있으며 단기 예측에서 우수한 성능을 보인다.

최근에는 기계학습과 딥러닝 기술의 발전으로 더욱 정교한 예측 모델<sup>7)</sup>이 등장하였다. 그래디언트 부스팅 계열의 알고리즘<sup>8)</sup>인 XGBoost, LightGBM,<sup>9)</sup> CatBoost는 비선형적인 가격 변동 패턴을 포착하는데 뛰어난 성능을 보이며, 다양한 특성 변수들 간의 복잡한 상호작용을 효과적으로 학습할 수 있다. 딥러닝 기반의 LSTM은 장기적인 시계열 패턴을 학습하는데 특화되어 있어, 원재료 가격의 장기 추세를 예측하는데 적합하다.

Facebook에서 개발한 Prophet은 강건한 시계열 예측 성능을 보이는 알고리즘<sup>10)</sup>으로 계절성이 강한 데이터에서 우수한 성능을 보인다. 추세, 계절성, 휴일 효과 등을 자동으로 고려하여 예측을 수행하며 이상치에 대해서도 강건한 특성을 보인다. Prophet은 시계열 데이터를 추세, 계절성 및 휴일 효과의 세 가지 주요 구성요소로 분해하여 모델링하는 접근방식을 취한다. 추세 모델링은 로지스틱 성장 모형이나 선형 성장 모형을 사용하여 수행된다. 로지스틱 성장 모형은 성장이 특정 한계치에 수렴하는 경우에 적합하며 선형 성장 모형은 일정한 성장률을 가정할 때 사용된다. 또한 변화점을 자동으로 검출하여 추세의 갑작스러운 변화를 포착할 수 있다. 이러한 변화점은 사전 지정된 잠재적 변화점들 중에서 라그랑주 승수법을 통해 선택된다. 계절성은 푸리에 급수를 사용하

여 모델링되며 이는 주간 및 연간 주기성을 유연하게 포착할 수 있게 한다. 사용자가 추가적인 계절성 주기를 정의할 수 있도록 허용하며, 각 계절성 컴포넌트는 독립적으로 추정된다. 휴일 효과는 사용자가 정의한 휴일 목록을 바탕으로 더미 변수를 생성하여 모델링되며, 각 휴일의 효과는 독립적인 파라미터로 추정된다. 그리고, 강한 계절성을 가진 시계열 데이터나 다수의 휴일 효과가 존재하는 경우나 결측치와 이상치가 존재하는 데이터에서 우수한 성능을 보인다. 다만, 외부 변수의 영향을 고려하는데 제한이 있으며 복잡한 비선형 패턴을 포착하는 데는 한계가 있을 수 있다.

### 3. 연구방법

#### 3.1 연구대상 선정 및 데이터 수집

2016년 1월부터 2024년 7월까지 매월 확인된 원재료 가격 및 스크랩 가격 데이터를 이용하여 분석을 진행하였고 알고리즘을 사용하기 전에 모델의 효과적인 학습과 예측 성능 향상을 위해 데이터 전처리 과정을 체계적으로 수행하였다. 데이터는 원가등록일을 기준으로 현재 단가에 대하여 시간에 따른 변화를 추적할 수 있고 스크랩단가와 관세정보도 포함하고 있다.

승용차용 엔진 부품의 원가예측에 초점을 맞추고자 대상 재질을 알루미늄 합금으로 결정하고 연구를 진행하였다. 해당 재질은 엔진 블록, 실린더헤드 및 피스톤 등 주요 엔진 부품에 광범위하게 사용되고 있고, 가격 변동의 영향 요인이 비교적 단순하며, 최근 경량화 및 차량 진동화 추세로 사용양이 꾸준히 증가하고 있다. 알루미늄 합금도 재질 명 기준 40여가지의 종류로 구성되어 있어 우선 A6061과 AC4CH재질을 이용하여 최적의 알고리즘을 찾고 나머지 알루미늄 합금재질을 이용해서 모델의 성능을 재확인하는 방법을 이용하여 연구를 진행하였다.

A6061은 자동차용 엔진과 변속기 제작에 광범위하게 사용되는 대표적인 알루미늄 범용재로서 표준화된 특성을 가지고 있어 가격 형성이 비교적 단순하고 예측 모델 개발의 기준점으로 적합할 것으로 판단되었다. 반면 AC4CH는 엔진 실린더 헤드 제작에 특화된 알루미늄 주조용 합금으로 복잡한 가격 결정 메커니즘을 가지고 있다. 두 재질 모두 연속적인 가격 데이터, 스크랩 단가 및 관세 등 관련 변수들의 데이터가 충분히 확보되어 있어 시계열 분석에 적합할 것으로 판단하였다.

#### 3.2 연구대상 선정 및 데이터 수집

본 연구에서는 알고리즘 적용에 앞서 체계적인 데이

터 전처리와 특성 생성 과정을 수행하였다. 우선 원재료 가격 데이터에서 공휴일이나 거래 중단으로 인한 결측치는 선형 보간 법을 적용하여 처리하였으며 가격 변동의 추세와 변동성을 포착하기 위해 다양한 시계열 특성들을 생성하였다. 단기, 중기, 장기 추세를 포착하기 위해 3개월간의 이동평균을 계산하였고 가격 변동성 특성을 반영하기 위해 이동 표준편차를 산출하였다. 또한 주기적 패턴을 포착하기 위해 월별, 분기별 더미 변수를 생성하였으며 전월 대비 가격 변화율도 계산하여 반영하였다.

외부 변수인 스크랩 단가와 관세 데이터는 원재료 가격 대비 스크랩 가격의 비율 및 원재료 가격과 스크랩 가격의 절대적 차이를 계산하였다. 또한 스크랩 가격과 관세율의 곱 및 스크랩 가격 변동과 관세율 변동의 교차항 등 상호작용 특성도 생성하였다. Prophet 모델의 예측력 향상을 위해서는 추가적인 리그레서를 구성하였다. 스크랩 가격의 이동평균, 관세 변화 추세 및 환율 변동을 추가 리그레서로 활용하였다.

#### 3.3 예측모델링 및 검증방법

예측 모델링은 다음의 세 단계로 진행하였는데, 첫 번째 단계에서는 XGBoost, LightGBM, CatBoost 세 가지 머신러닝 알고리즘을 적용하여 기준 성능을 측정하였다. 이 과정에서 특성 엔지니어링을 이용한 시계열 특성을 반영하기 위해 추가의 특성을 생성하였으며 두 번째 단계에서는 시계열 특성을 더 잘 반영하기 위해 LSTM 모델을 적용하였다. 2층 구조 및 드롭아웃 레이어를 포함하도록 설계하였으며, 시퀀스 길이는 6개월로 설정하였다. 마지막 단계에서는 Facebook Prophet 모델을 도입하여 시계열 예측의 정확도를 향상시켰다.

모델 평가는 RMSE, MAE 및  $R^2$ 값을 기준으로 수행하였으며, 시계열 교차검증을 통해 모델의 안정성을 검증하였다. 또한 각 모델에서 도출된 특성 중요도를 분석하여 가격 결정에 영향을 미치는 주요 요인들을 식별하였다.

모델의 평가와 검증을 위해 전체 데이터셋을 학습용(60%), 검증용(20%) 및 시험용(20%) 데이터로 분할하였다. 학습용 데이터는 모델 학습에 사용되었고 검증용 데이터는 하이퍼 파라미터 튜닝과 모델 선택에 활용되었으며 시험용 데이터는 최종 모델의 성능 평가에 사용되었다. 또한 시계열 데이터의 특성을 고려하여 시간 기반 교차검증을 실시하였다. 이는 미래 시점의 데이터가 과거 시점의 예측에 사용되는 것을 방지하기 위함이다. 구체적으로, 12개월의 윈도우를 설정하고 3개월씩 전진하는 방식으로 5번의 교차검증을 수행하였다. 모든 분석

은 Python 환경에서 수행되었으며, 각 모델의 구현에는 XGBoost, LightGBM, CatBoost 및 Prophet 등의 라이브러리를 활용하였다.

#### 4. 결과 및 분석

Fig. 1은 2016년부터 2024년까지의 A6061과 AC4CH 두 알루미늄 재질의 평균 단가 변동을 나타낸 그래프로서 두 재질 모두 전반적인 상승 추세를 보이고 있다.

2021년을 기점으로 급격한 상승이 관찰되었으며 2022년에는 두 재질 모두 최고가를 기록했다. 초기 3년간 두 재질의 가격은 비교적 안정적인 모습을 보였는데 2020년에는 일시적인 하락을 보였으나, 2021년부터 가파른 상승세로 전환되었다. 주목할 만한 점은 2022년 이후 두 재질의 가격이 하락세로 전환되었으나, 2024년 초반부터 다시 상승하는 추세를 보이고 있다는 것이다. 전체 기간에 걸쳐 AC4CH의 가격이 A6061보다 평균적으로 500~1,000원 정도 높게 형성되어 있으며 가격 변동의 폭도 더 크게 나타났다.

이는 AC4CH가 더 고급 사양의 엔진 부품에 사용되는 특수 합금이라는 특성이 반영된 것으로 해석된다.

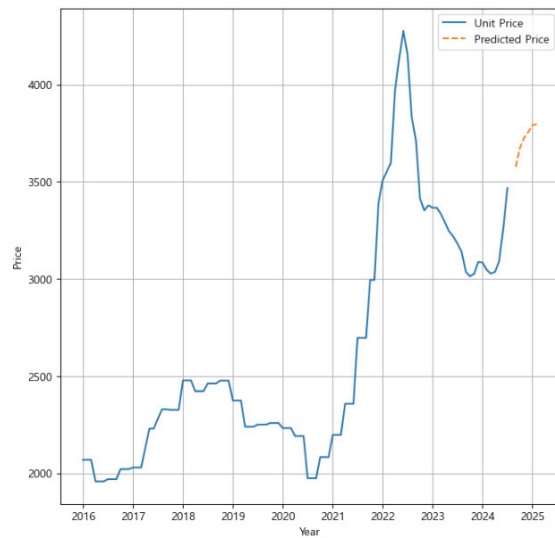
##### 4.1 SARIMA모형을 이용한 원가 예측

전통적인 가격예측 방법인 SARIMA모형을 적용한 결과 A6061과 AC4CH 두 재질 모두에서 월별 데이터임에도 뚜렷한 계절성 패턴은 관찰되지 않았다.

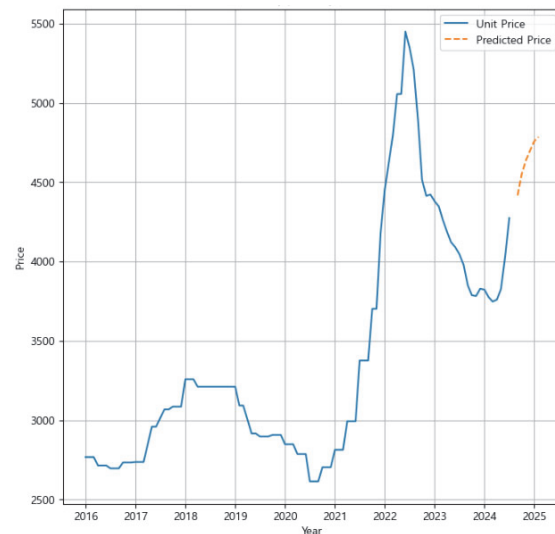
모델 확인 결과, 두 재질 모두 Ljung-Box 검정에서 p-value가 0.05보다 큰 것으로 나타나 잔차의 독립성은

확인<sup>11)</sup>되었으나 이분산성 검정에서 Prob(H)가 0.00으로 나타나 오차의 분산이 시간에 따라 일정하지 않음이 확인<sup>12)</sup>되었으며, Jarque-Bera 검정<sup>13)</sup>결과 정규성 가정도 위배되는 것으로 나타났다. 이는 원자재 가격의 급격한 변동과 외부 요인에 의한 영향이 반영된 것으로 판단된다.

Fig. 2는 두 재질의 가격예측 결과로서 A6061의 경우 월평균 약 55원의 꾸준한 상승세를 통해 향후 6개월 동안 약 330원의 원가가 상승할 것으로 예상된다. AC4CH의 경우는 더 가파른 상승세를 보여 약 511원의 상승이 예측되었으며, 이는 월평균 약 85원의 상승률에 해당한다. 두 재질의 예측 결과를 비교해보면 AC4CH가 A6061



(a) A6061



(b) AC4CH

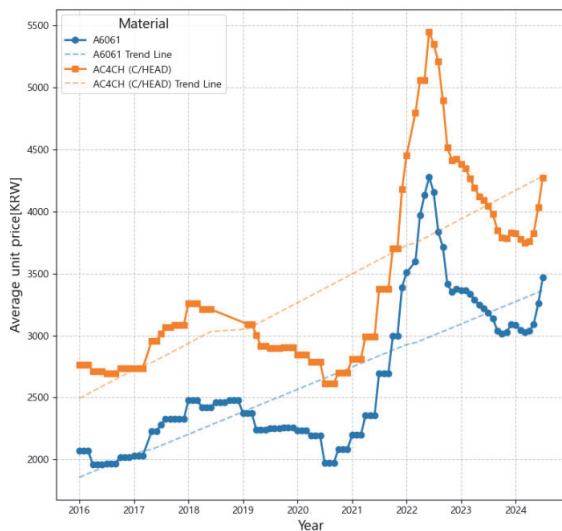


Fig. 1 Average price fluctuations of A6061 and AC4CH from 2016 to 2024

Fig. 2 Predicted price of A6061 and AC4CH by SARIMA

에 비해 더 큰 폭의 가격 상승이 예상되며 변동성도 더 크게 나타났다. 이는 AC4CH가 보다 고급 사양의 엔진 부품에 사용되는 특수 합금이라는 특성을 고려할 때 적절한 결과라고 판단된다.

#### 4.2 머신러닝 모델을 이용한 원가 예측

XGBoost, LightGBM 및 CatBoost 알고리즘을 적용한 알루미늄 원재료 가격 예측 결과 재질별로 상이한 예측 성능이 관찰되었다.

Table 1 Comparison of prediction performance by each machining learning model

		XGBoost	LightGBM	CatBoost
A6061	RMSE	307.16	390.82	261.19
	MAE	246.19	324.57	203.64
	R <sup>2</sup>	-0.376	-1.092	0.083
AC4CH	RMSE	344.54	512.43	363.98
	MAE	232.75	443.72	287.45
	R <sup>2</sup>	-0.517	-2.126	-0.321

Table 1은 각 머신러닝 모델의 예측성능을 나타낸 것으로 A6061 재질의 경우 CatBoost가 가장 높은 성능을 보였고 AC4CH재질은 XGBoost가 상대적으로 높은 예측 성능을 보였으며 이어서 CatBoost 및 LightGBM순으로 나타났으나 전체적으로 모두 기대에 미치지 못하는 예측 성능 결과를 보였다. 추가로, 데이터 전처리 강화 및 특성 엔지니어링 개선을 통해 모델의 성능 향상을 시도하였지만 모델의 전반적인 성능 개선에는 큰 영향을 미치지 못했다. 이는 원자재 가격이 단순한 시계열 패턴이나 특정한 상호작용보다 더 복잡한 요인들에 의해 결정될 수 있음을 반증하는 것으로 판단된다.

#### 4.3 시계열 기반 모델을 이용한 원가 예측

시계열 특성을 활용한 LSTM과 Prophet 모델을 알루미늄

Table 2 Prediction performance comparison of time series-based models

		LSTM	Prophet
A6061	RMSE	157.65	21.08
	MAE	123.07	12.56
	R <sup>2</sup>	0.158	0.985
AC4CH	RMSE	219.70	30.30
	MAE	195.83	23.42
	R <sup>2</sup>	-0.203	0.977

원재료 가격 예측에 적용한 결과, 두 모델 간의 뚜렷한 성능 차이가 관찰되었다. Table 2는 시계열 기반 모델의 예측성능을 나타낸 것으로 Prophet 모델은 A6061과 AC4CH 두 재질 모두에서 매우 높은 예측 정확도를 보였으며, XGBoost 모델과 비교하여 현저히 개선된 결과를 나타내었다. 반면 LSTM 모델은 상대적으로 저조한 성능을 보였다. 이러한 성능 차이는 데이터의 특성과 모델의 구조적 차이에서 기인한 것으로 분석된다.

특히, A6061재질은 낮은 R<sup>2</sup>값을 보이고, AC4CH재질의 경우 음수의 R<sup>2</sup>값을 나타내는 것을 보면 모델이 제대로 학습되지 않았을 수 있다. 실제 모델은 2개의 LSTM 층과 드롭 아웃 층으로 구성된 복잡한 구조를 가지고 있다. 그리고, 6개월의 시퀀스 길이를 사용하여 입력 데이터를 구성했으며, 이는 가용 데이터의 수를 더욱 감소시키는 결과를 가져오며, 전체 데이터의 80 %를 훈련 데이터로 사용했을 때 실제 학습에 사용된 시퀀스의 수가 모델의 파라미터 수에 비해 매우 제한적이었던 것으로 추정된다.

반면에 Prophet은 추세, 계절성, 휴일 효과를 명시적으로 모델링하는 분해 접근 방식을 사용한다. 실제 코드에서 연간계절성을 활성화하고 SCRAP단가와 관세를 추가 리그레서로 사용하여 모델의 예측력을 향상시켰고 이러한 구조는 제한된 데이터에서도 안정적인 학습이 가능하게 한다. 이러한 결과는 시계열 예측 시 데이터의 특성과 크기를 고려하여 적절한 모델을 선택하는 것이 중요함을 나타낸다.

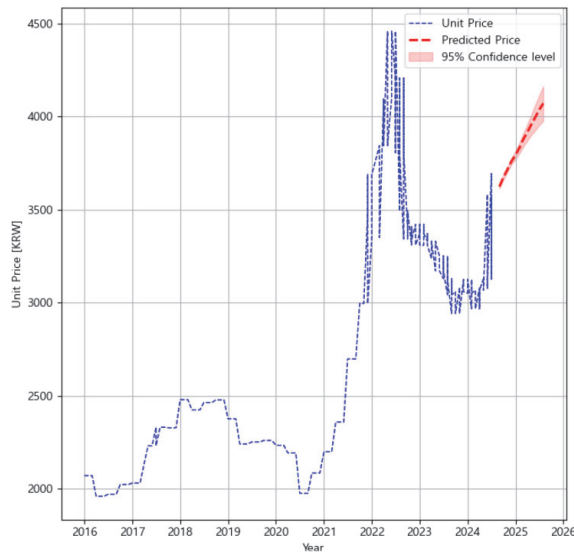
Prophet 모델이 다른 모델들과 비교하여 현저히 높은 R<sup>2</sup>값을 보인 것과 관련하여 과 적합 가능성을 다각도로 검토하였다. 시간 기반 교차검증을 위해 전체 데이터 기간을 12개월 단위로 분할하고 3개월씩 전진하면서 5회의 교차검증을 수행한 결과, 학습 데이터셋(R<sup>2</sup> = 0.985)과 시험 데이터셋(R<sup>2</sup> = 0.977)에서 유사한 수준의 성능을 보였다. 예측 구간의 신뢰성을 검증하기 위해 실제 관측값이 95 % 예측 구간 내에 포함되는 비율을 분석한 결과 A6061의 경우 93.2 %, AC4CH의 경우 91.8 %로 나타났다. 이는 이론적 기대치인 95 %에 근접한 수준으로, 모델이 예측의 불확실성을 적절히 추정하고 있음을 보여준다.

또한, 예측 구간의 평균 폭이 A6061은 ±248원, AC4CH는 ±312원 수준을 유지하며 극단적인 확장이나 수축 없이 안정적인 범위를 보였다. 이러한 결과는 모델이 합리적인 수준의 불확실성을 반영하고 있음을 나타낸다. 이는 Prophet 모델의 높은 성능이 과적합이 아닌 시계열 데이터의 특성을 효과적으로 포착한 결과임을 뒷받침하고 추세, 계절성 및 휴일 효과를 명시적으로 분해하여 모델링하는 접근 방식은 알루미늄 원재료 가격의 복잡한 변

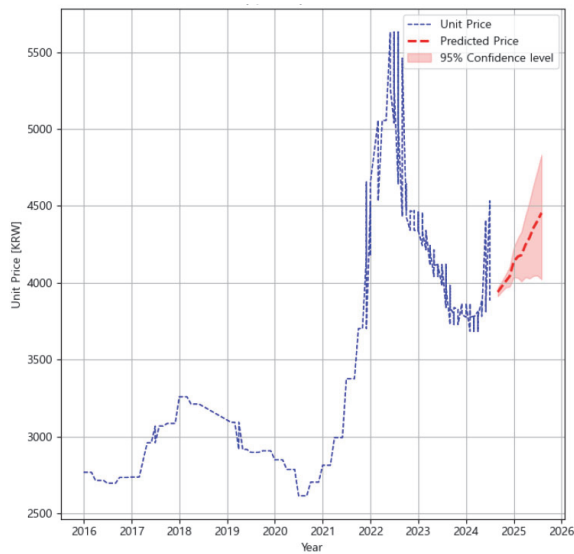
동 패턴을 설명하는데 적합했던 것으로 분석된다.

Fig. 3은 Prophet 모델을 활용하여 2025년 7월까지의 A6061과 AC4CH 두 재질의 가격 변동을 예측한 결과, 두 재질 모두 완만한 상승세를 보일 것으로 분석되었다. 예측 모델은 SCRAP단가와 관세를 외부 변수로 활용하여 신뢰구간 95%의 예측 값을 도출하였다.

A6061재질의 경우 상승 추세가 선형적인 양상을 보이며 예측 구간의 폭이 상대적으로 좁게 나타나는 것으로 미루어 보면 예측의 불확실성이 비교적 낮은 것으로 판



(a) A6061



(b) AC4CH

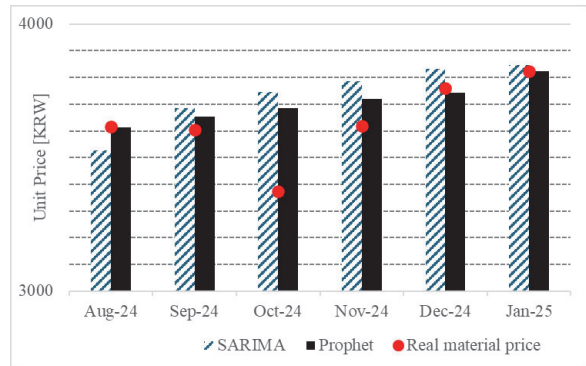
Fig. 3 Price forecasting results for A6061 and AC4CH aluminum materials using the Prophet model

단된다. 반면에 AC4CH재질의 경우 A6061과 비교하여 예측 구간의 폭이 더 넓게 나타났으며 가격 변동성이 더 클 것으로 분석되었다.

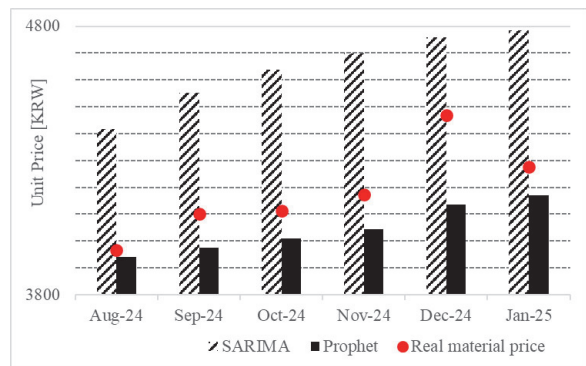
#### 4.4 SARIMA와 Prophet모델의 예측결과 비교

자동차 부품 원재료 가격은 글로벌 공급망 불안정성 및 환율 변동 등의 외부 요인에 영향을 받고 있다. 이러한 환경에서 두 모델의 실제 예측 성능을 검증하기 위해 2024년 8월부터 2025년 1월까지 6개월간의 실제 원재료 가격과 예측 값을 비교 분석하였다.

Fig. 4는 예측 값과 실제 가격의 비교 결과를 나타낸 것으로 A6061 재질의 경우 SARIMA와 Prophet 모두 전반적으로 양호한 예측 성능을 보였다. 특히 2024년 8월의 경우 Prophet의 예측 값이 실제 가격에 근접했으며 12월과 2025년 1월의 예측에서도 Prophet이 실제 가격 변동을 더 정확하게 포착했다. 주목할 만한 점은 두 모델 모두 10월경 실제 가격이 급격히 하락한 변동을 예측하지 못했다는 것이다. 이는 예측하기 어려운 외부 요인의 영



(a) A6061



(b) AC4CH

Fig. 4 Comparison of predicted prices and real material prices

향으로 판단되지만 추가의 검토가 필요할 것으로 판단된다.

그러나, 전반적으로 Prophet이 SARIMA보다 더 안정적인 예측 패턴을 보여주었다. AC4CH 재질에서는 두 모델 모두 예측의 정확도에서 한계를 보였다. SARIMA 모델은 지속적인 상승세를 예측하여 큰 폭의 예측 오차를 나타내었는데 이는 AC4CH가 엔진 실린더 헤드용 주조 합금으로서 더 복잡한 가격 결정 메커니즘을 가지고 있기 때문으로 분석된다. Prophet 모델은 반대로 전반적으로 실제 가격보다 낮게 예측하는 경향을 보였으나, 가격 변동의 폭을 고려할 때 상대적으로 더 안정적인 예측을 제공했다.

두 재질에 대한 예측 결과를 종합적으로 분석해보면 Prophet 모델이 예측의 안정성 측면에서 우수한 성능을 보여주었다. A6061 재질에서 Prophet의 평균 절대 오차는 약 73원으로, SARIMA의 약 104원보다 더 낮은 수준을 기록했다.

#### 4.5 예측 모델의 추가 검증

본 연구에서 개발한 예측 모델의 검증을 위하여 알루미늄 재질 중 A6063, A6082M 및 A7H01을 선택하여 동일한 알고리즘으로 예측성능을 확인하였다. 추가로 선택한 재질은 산업의 활용도를 우선 고려하였는데, A6063은 압출성이 우수하고 표면 마감 성능이 좋아 자동차의 프레임이나 트림에 널리 사용되는 범용 알루미늄 합금이고 A6082M은 높은 강도와 우수한 성형성을 갖는 알루미늄 합금이며, A7H01은 7000계열 알루미늄 합금으로서 고강도가 요구되는 구조용 부품에 사용되며, 다른 두 재질과는 다른 합금 계열이라는 점에서 모델의 범용성을 검증하기에 적합할 것으로 판단되었다.

Table 3 Prediction performance comparison of time series-based models

		LSTM	Prophet
A6063	RMSE	183.61	27.79
	MAE	154.30	11.03
	R <sup>2</sup>	-0.032	0.983
A6082M	RMSE	172.50	36.89
	MAE	145.13	32.84
	R <sup>2</sup>	-0.006	0.954
A7H01	RMSE	187.95	20.69
	MAE	157.74	15.87
	R <sup>2</sup>	0.035	0.988

Table 3은 추가 검증과정에서 확인된 모델의 예측 성능을 나타낸 결과로 LSTM과 Prophet 두 모델 간의 성능 차이가 원래 연구 대상이었던 A6061 및 AC4CH와 유사한 패턴을 보이는 것으로 나타났다. LSTM 모델의 경우 세 재질 모두에서 낮은 예측 성능을 보였으나 Prophet 모델은 모든 재질에서 매우 우수한 예측 성능을 보여주었다.

모든 재질에서 R<sup>2</sup> 값이 0.95 이상을 기록한 것은 Prophet 모델이 재질의 특성과 관계없이 안정적인 예측이 가능함을 나타낸다. 재질별로는 A7H01이 가장 높은 예측 정확도를 보였으며, A6082M이 상대적으로 낮은 정확도를 나타냈지만 성능 차이가 크지 않아 모델의 안정성을 확인할 수 있었다.

### 5. 결론

자동차 부품에 사용되는 원재료의 가격 변동에 대응하고 가격 예측을 통한 원가절감 및 관리의 기초자료로 활용하고자 인공지능 기술 기반의 예측 모델을 개발하고 검증하였다. 연구 결과를 통해 다음과 같은 주요 결론을 도출하였다.

- 1) 전통적인 시계열 분석 방법인 SARIMA 모델은 알루미늄 원재료 가격 예측에 있어 재질별로 상이한 성능을 보였다. 특히 급격한 가격 변동이나 외부 변수의 영향을 충분히 반영하지 못하는 것으로 나타났으며, 이는 모델의 선형성 가정에 기인한 것으로 판단된다.
- 2) XGBoost, LightGBM 및 CatBoost 등 최신 머신러닝 알고리즘을 적용한 결과, 모델별로 성능 차이는 있었으나 전반적으로 만족할 만한 예측 성능을 달성하지 못했다. 이는 원재료 가격 변동이 단순한 특성간 상호작용이나 시계열 패턴 이상의 복잡한 요인들에 의해 결정됨을 나타낸다.
- 3) 시계열 특성에 초점을 맞춘 LSTM과 Prophet 모델 중 Prophet 알고리즘이 월등히 우수한 성능을 보였다. A6061과 AC4CH 두 재질 모두에서 0.97 이상의 R<sup>2</sup> 값을 기록하였으며 추세, 계절성 및 외부 변수의 영향을 효과적으로 반영할 수 있었다.
- 4) 개발된 Prophet 기반 예측 모델의 일반화 가능성을 검증하기 위해 A6063, A6082M 및 A7H01 세 가지 알루미늄 재질에 대해 추가 분석을 실시한 결과, 모든 재질에서 0.95 이상의 R<sup>2</sup> 값을 기록하며 모델의 높은 범용성을 입증하였다.

본 연구를 통해 개발된 예측 모델은 다양한 알루미늄 재질의 가격 예측에 기본적으로 활용될 수 있을 것으로 기대되며 이는 자동차 부품 기업들의 원가 관리 및 조달

전략 수립에 간접적인 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 향후 연구에서는 알루미늄 외 다른 원재료로의 확장 적용 가능성과 더 긴 기간의 데이터를 통한 모델의 강건성 향상을 목표로 진행할 예정이다.

### References

- 1) A. Milenkovic and G. Milovanovic, "Automotive Supply Chain Disruptions Caused by Crisis in Ukraine," *Ekonomika*, Vol.70, No.1, pp.95–106, 2024.
- 2) T. Rokicki, P. Borawski, A. Beldycka-Borawska, A. Szeberenyi, L. Ochnio and B. Klepacki, "Resilience of Supply Chains in the Automotive Industry during the COVID-19 Pandemic on the Example of Polish Enterprises," *European Research Studies Journal*, Vol.25, No.1, pp.238–255, 2022.
- 3) D. Barber, "Automakers Raise Prices for EVs as the Cost of Raw Materials Skyrocket," LinkedIn, 2022.
- 4) McKinsey & Company, "Semiconductor Shortage: How the Automotive Industry Can Succeed," McKinsey Insights, 2022.
- 5) W. S. Kim, G. M. Toh, J. S. Gwon and J. H. Park, "Time Series Analysis Algorithm for Signal Prediction of Fastening Bolts and Determination of Clamping Forces," *KSAE Spring Conference Proceedings*, pp.1123–1128, 2018.
- 6) M. Arltova and D. Fedorova, "The Problem of the SARIMA Model Selection for the Forecasting Purpose," *Statistika*, Vol.96, No.1, pp.47–587, 2016.
- 7) S. M. Oh, K. H. Kim and S. W. Cha, "Development of Deep Learning Algorithm for Prediction of Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell State through Trend Analysis of Sequential Data," *KSAE Spring Conference Proceedings*, pp.789–794, 2022.
- 8) J. A. Rodrigo and J. E. Ortiz, "Forecasting Time Series with Gradient Boosting: Skforecast, XGBoost, LightGBM, Scikit-learn and CatBoost," *Ciencia de Datos*, 2024.
- 9) N. Husein and M. K. Harahap, "Stock Price Time Series Data Forecasting Using the Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) Algorithm," *Journal of Information Visualization*, Vol.3, No.2, pp.2271–2282, 2022.
- 10) E. Zunic, "Application of Facebook's Prophet Algorithm for Successful Sales Forecasting Based on Real-World Data," *International Journal of Computer Science & Information Technology*, Vol.12, No.2, pp.45–56, 2020.
- 11) J. Dare, A. O. Patrick and D. O. Oyewola, "Comparison of Stationarity on Ljung Box Test Statistics for Forecasting," *Earthline Journal of Mathematical Sciences*, Vol.8, No.2, pp.325–336, 2022.
- 12) O. L. O. Astivia and B. D. Zumbo, "Heteroskedasticity in Multiple Regression Analysis: What it is, How to Detect it and How to Solve it with Applications in R and SPSS," *Practical Assessment, Research & Evaluation*, Vol.24, No.1, pp.1–16, 2019.
- 13) C. M. Jarque, "Jarque-Bera Test," *International Encyclopedia of Statistical Science*, Springer, Berlin, pp.701–702, 2011.