

철강수요 전망, AI를 활용하면 더 정확해질까?

류시원 책임연구원, 철강연구센터 (siwonryu@posri.re.kr)

목차

1. 시장 환경 급변에 따른 철강 전망의 난제
2. 비정형 정보와 AI를 활용한 시장 전망 사례
3. 철강시장 전망에서 AI 활용의 필요성
4. 실험모형 분석 사례 : 철강수요 단기 예측
5. 시사점

Executive Summary

- 글로벌 철강시장에서는 공급과잉, 무역마찰, 정책변화 등 즉각 데이터로 측정되기 어려운 변수가 늘어나고 있음. 이에 따라 과거와 현재 수치에 의존하는 전통적 전망 방식이 충격을 제때 반영하지 못하는 문제점이 발생함
 - 시장 변동성이 커지면서 일부 기관은 전망 발표를 미루거나, 발표한 전망이 실적치와 크게 어긋나 사후 수정이 잦아지는 문제가 한층 심화되고 있음
- 반면 경제나 금융 등의 분야에서는 최신 AI·머신러닝 기법으로 예측의 정확성을 높이는 동시에, 뉴스·텍스트 같은 비정형 신호까지 모델에 결합한 전망을 활용하고 있음
 - 금융계는 뉴스나 실적발표를 수치화해 분석·매매에 활용하거나, 이러한 정보를 기반으로 한 상품 판매 등 새로운 사업모델로 발전시키고 있음
 - 각국 중앙은행도 다양한 텍스트 정보를 정량화해 경기변동 전망의 오차를 줄이고 전망 속도를 높인 나우캐스팅을 제공하는 등, 전망에 AI·머신러닝을 적극 활용하고 있음
- 철강산업에서도 변동성이 커지는 시장 환경 속에서 이러한 비정형 데이터를 결합해 수요 등의 전망 정확도와 실효성 제고를 검토할 시점임
 - 최근 철강업에서는 AI를 운영·공정 관리에 더해 시장 전망이나 자본투자 시뮬레이션을 통한 의사결정 지원으로 적용 범위를 넓히고 있음
 - 특히 분기 실적발표 이전이라도 뉴스 속보 등 새로 발생한 정보를 전망에 즉시 반영하는 나우캐스트(nowcast) 구축이 효과적인 방안이 될 수 있음
 - 정형 수치와 비정형 텍스트 분석을 결합한 수요 전망 시스템을 구축한다면, 급변하는 시장 정세를 구조적으로 반영하는 전망이 가능할 것으로 기대됨
- 철강수요 단기 예측 실험모형을 구축해 검증한 결과, 머신러닝 알고리즘 적용 및 뉴스 정보 결합을 통해 전망 오차를 줄일 수 있음을 확인함
 - 머신러닝 기반 전망 모델은 전통적인 방식의 시계열 전망 모델에 비해 전망 오차를 5.5%p 축소함
 - 여기에 뉴스 정보를 결합하여 추가로 0.54%p의 전망 정확성을 개선했으며, 설명변수 중 뉴스의 상대적 기여도는 3% 수준
 - 다만, 본 보고서의 실험은 연간 데이터와 사전 계산된 감성지표를 활용한 일종의 하한선 테스트로, 실제 적용시 고빈도 데이터와 자체 계산한 감성지표 활용으로 비정형 자료의 기여도가 확대될 여지가 있음

1. 시장 환경 급변에 따른 철강 전망의 난제

- 철강산업에서 공급과잉, 통상마찰, 탈탄소 등의 요인이 상호 증폭되면서 시장에 영향을 미치는 변수의 수와 변동폭이 동시에 확대되고 있음
 - 글로벌 공급과잉이 철강사들의 가동률 저하를 구조화하는 가운데, 철강수급이 정책·통상 변수에 의해 결정되는 구조로 전환되고 있음
 - 세계 조강 Overcapacity는 '28년에 7.5억톤까지 늘어날 것으로 예상(OECD)
 - 특히 각국이 무역구제로 대응하면서 철강시장은 정책 결정의 '타이밍'에 더 민감하게 반응하는 구조로 변하고 있음
 - '24년 19개국이 81건의 반덤핑 조사에 착수(전년比 5배 급증), '25년에도 반덤핑·상계관세 조사가 이어지며 누적 규제 건수가 지속 증가
 - 한편, 과잉공급으로 인한 수익성 악화가 탈탄소 투자를 위축시킴과 동시에 탄소규제비용이 가격에 반영되기 시작하면서 전망에 고려할 변수도 늘어남
 - '27년까지 계획된 저탄소 프로젝트의 약 20%가 중단·보류 상태이며, '26년 EU 탄소국경조정제도(CBAM) 시행으로 탄소비용이 가격에 직접 반영되기 시작
- 이러한 변화는 정형 데이터에 즉각 포착되지 않아 과거의 추세와 기존 정책을 전제로 작동하는 철강 전망 모델의 설명력을 약화시킴
 - 관세·정책·지정학 변수는 발생 시점과 통계 확인 시점 간에 시차가 존재해 아직 데이터에 반영되지 않은 충격을 모형이 즉시 흡수하기 어려움
 - 특히 단기간에 정책이 수차례 바뀔 경우 전망 모델이 이를 따라잡지 못해 큰 오차를 감수해야 하며, 신규 정보가 유입될 때마다 전망을 거듭 수정하면서 전망이 실적을 후행하는 패턴이 심화될 우려가 있음
- 따라서 시장 환경 변화를 즉시 포착할 수 있는 비정형 신호를 빠르고 정확하게 정량화하여 전망 작업에 활용하는 접근이 필요함
 - 정책 문서, 뉴스 정보 등 비정형 정보를 정량 지표로 변환해 선행지표로 사용하면 충격 발생과 실적 발표 사이의 시차를 단축할 수 있음
 - 금융·물류 등 여러 산업에서 이러한 방법론이 이미 시도되고 있는 만큼,

철강산업에서도 적용 가능한지를 검토할 필요가 있음

2. 비정형 정보와 AI를 활용한 시장 전망 사례

□ 뉴스와 실적발표 등 비정형 데이터를 다루는 방법론은 이미 성숙 단계에 접어들어 일부 산업에서는 실제로 각종 전망에 활용 중임

○ 대표적인 방법은 텍스트 정보로부터 감성점수¹(sentiment score)를 산출한 뒤 이를 기존 정형 모델 안에서 설명변수로 사용하는 것임

□ 예를 들어, 금융업에서는 뉴스·정책·공시 등 비정형 정보를 정량화하여 전망과 매매에 활용하는 흐름이 정착되었으며, '23년부터 생성형 AI가 확산되면서 이러한 흐름이 가속화함

○ Bloomberg : 비정형 텍스트의 감성 정량화를 가장 먼저 상시 서비스함

- '10년부터 터미널에서 기업 관련 뉴스와 소셜 텍스트를 머신러닝으로 분석해 감성 데이터를 제공하는데, 실시간으로 -1(부정)~0(중립)~1(긍정)로 산출한 점수를 다수의 헤지펀드·퀀트가 이벤트 기반 매매 신호로 활용
- '23년에는 금융 특화 LLM인 'BloombergGPT'를 자체 구축해 감성분석, 개체명 인식, 뉴스 분류 등 자연어처리(NLP)작업을 고도화²

○ Goldman Sachs : 리서치에 텍스트 기반 감성 신호를 반영

- 기업 실적발표와 커뮤니케이션 등을 대상으로 자연어처리(NLP, Natural Language Process)를 통해 언어 패턴, 감성 변화, 주제 변화를 식별하고, 이를 리서치와 밸류에이션·투자 논리에 반영
- 다수의 지표를 묶어 현재 변수들의 성장 속도를 실시간으로 가늠하는 나우캐스팅 지표인 경기상황지수(Current Activity indicator)를 공표

○ JP Morgan : 비정형 신호를 추출·가공하여 AI를 전망·효율화의 도구를 넘어 투자상품과 수익모델로 활용

¹ 뉴스 헤드라인 등 비정형 데이터를 언어모델(LLM, BERT, 임베딩 등)로 수치화한 지표를 의미하며, 예를 들어 긍정/부정으로 구분하는 이산 분류, 0~1 사이 확률처럼 측정된 점수 등이 있음

² 단, 범용모델인 GPT-4의 성능이 대부분의 영역에서 BloombergGPT를 능가한 것으로 평가되면서 '23년 이후 공식 업데이트가 중단되어 범용 모델 사용으로 무게중심이 옮겨간 것으로 보임

- Data Intelligence 조직이 뉴스·소셜미디어·웹 검색에서 감성점수를 산출해 시장·지역 단위 신호 데이터셋을 API로 제공
- '24년 공개된 IndexGPT는 투자 테마 키워드를 생성하고 관련 종목을 언어모델을 통해 선별해 테마형 지수를 구성하여 기관용 상품으로 제공

□ 각국의 중앙은행도 거시경제 전망 시 AI를 활용하는 연구가 활발한 가운데, 일부는 '나우캐스팅(nowcasting)'을 상시 공표하고 있음

- 미국 연방준비제도(Fed) : 베이지북³(Beige Book) 텍스트를 감성분석하여 GDP 나우캐스팅 및 경기침체 예측을 개선함
 - 베이지북 텍스트 감성점수가 예측 시 유의미한 설명력을 제공하며, 장단기 금리차나 다른 뉴스 감성지표보다 우수한 것으로 나타남
 - Cleveland Fed는 베이지북에서 추출한 지역 경제 감성점수가 80년대 중반~코로나19까지 미국 경기침체를 실시간으로 신뢰성 있게 예측함을 보임
- 유럽중앙은행(ECB) : 구매관리자지수(PMI) 정보를 기존 유로존 GDP 예측에 결합
 - 2페이지 분량의 PMI 속보를 '강한 위축(-4)~강한 확장(+4)'으로 점수화하여 유로존 GDP 나우캐스팅 오차를 평균 약 20% 줄임
- 한국은행 : 뉴스심리지수(NSI)를 산출해 공표함
 - 약 50개 언론사의 경제기사에서 일별 1만 개의 표본문장을 무작위로 추출해, 트랜스포머(transformer) 인공지능망 기반 모형으로 긍정·부정을 판별하여 경제심리를 수치화한 지표로 주 단위로 공표('21.4월~)

□ 학계에서도 뉴스 등 텍스트 정보의 감성점수를 여러 산업의 가격·수익률·변동성 예측에 결합하는 방법론 연구가 활발히 진행 중임

- 알루미늄 가격 예측에 뉴스 정보를 활용(Amorin, Python, Weisser, 2026)
 - 알루미늄 관련 뉴스 헤드라인을 수집하여 긍정(+1), 부정(-1), 중립(0)의 3가지 범주로 분류하여 전망한 결과, 시장 변동성이 클 때 뉴스 감성의 성능 개선 효과가 큰 것을 보여줌

³ Fed가 연 8회 발행하는 '현재 경제 상황에 대한 논평 요약' 보고서

- 주식 변동성과 수익률 방향 예측에 뉴스 정보를 활용(Cao, Geman, 2025)
 - 미국 반도체 관련 뉴스 50만 건 이상을 수치화해 예측 정확도를 8.3% 개선

3. 철강시장 전망에서 AI 활용의 필요성

- 철강시장은 수급·가격 전망의 난이도와 중요성이 동시에 높아지는 환경에 놓여 있어, AI 결합으로 전망의 정확도와 신속성을 제고할 시점
 - (난이도) 공급과잉·통상마찰·정책 및 지정학 충격이 빈번해지며 비정형 변수의 비중과 변동성이 커져 기존 전망 모델의 설명력이 약화됨
 - (중요성) 철강가격 하방압력으로 마진이 축소되는 가운데, 생산·판매·구매 등 의사결정의 실패 비용이 커져 신속·정확한 전망의 필요성이 높아짐
- 과거 추세와 거시변수에만 의존하는 기존 수요 전망은 단기간에 수차례 전환되는 정책 충격을 따라잡지 못해 발표가 지연되고 큰 오차가 발생
 - 세계철강협회(worldsteel) : '25.4월에 "미국 관세로 전망이 무의미해질 수 있다"며 정례 '단기수요전망(Short Range Outlook; SRO)' 발표를 연기함
 - 유럽철강협회(EUROFER) : 관세 충격의 불확실성 등으로 '25년 EU 수요 전망을 3%p 이상 하향조정(+2.2%(2월) → -0.9%(6월) → -0.2%(9월))
- 이러한 문제점을 보완하기 위해 뉴스 톤의 변화를 실시간으로 반영하는 나우캐스트 방식을 철강수요 전망에도 적용할 필요가 있음
 - GDP·물가 등의 거시변수에 아직 반영되지 않았으나 시장에 큰 영향을 주는 비정형 요인을 정형화해 즉시 전망을 갱신하면 충격을 미리 포착해 '전망의 시차'를 단축하고 사후 수정 빈도를 줄일 수 있음
- 이미 철강산업에서의 AI 활용도 공정·운영 등 최적화 중심에서 시장 인텔리전스로 확장되는 추세
 - ArcelorMittal : '25년 브라질의 Vega 확장 프로젝트의 투자평가에 AI와 머신러닝을 활용해 자본투자 시나리오를 시뮬레이션하고 고부가 제품 수요를

예측함⁴

- '04년부터 AI연구 조직('25년 약 100명)을 운영하면서 안전, 가동률, 품질, 예측정비 등 공정·운동을 최적화

○ Tata Steel : 운영 최적화를 넘어 시장 인텔리전스로 확장을 시도

- '26.4월 Google Cloud와의 파트너십을 통해 에이전틱(agentic) AI의 확장·활용 전략을 공식 발표함
- AI 에이전트는 운영 효율 제고를 위해 운영·재무 등 전 영역에 배치됨
- 사내 플랫폼 TDA(Tata Steel Digital Assistant)의 '예측 시장 인텔리전스(predictive market intelligence)' 기능으로 실시간 글로벌 뉴스·지정학을 원자재 가격 전망에 결합해 공급망·시장 변동에 선제 대응

4. 실험모형 분석 사례 : 철강수요 단기 예측

□ 실험모형 추정 결과, 단순한 모형으로도 뉴스 정보 등의 결합을 통해 전망 능력을 개선할 수 있다는 것을 확인함

○ 세 가지 모형(① 기준 모형 ② 기본 실험모형 ③ 뉴스 결합 실험모형)의 수요 전망치와 실적치를 비교

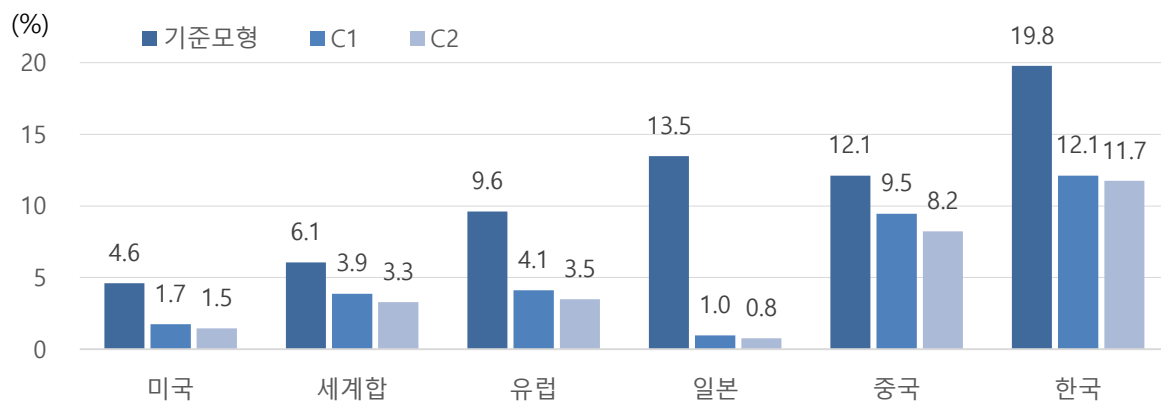
- ① 기준 모형 : 기준 전망치는 worldsteel의 단기수요전망(SRO)이며, 전통적인 ARIMA(AutoRegressive Integrated Moving Average) 모형을 SRO의 전망에 맞춰 기준 모형으로 사용함
- ② 기본 실험모형(C1) : 목적변수인 철강수요 증가율의 조건부 확률 분포를 머신러닝 방식인 히스토그램 그래디언트 부스팅(Histogram Gradient Boosting) 알고리즘으로 추정⁵ 하여 철강수요 증가율의 전망치 및 상·하방 범위를 함께 제시하는 모형
- ③ 뉴스 결합 실험모형(C2) : 기본 실험모형(C1) + 뉴스감성 활용

⁴ '25년 Manufacturing Leadership Award 수상

⁵ 엄밀하게는 주어진 분위 수(10%, 50%, 90%)에 대해 조건부 분위 함수(Quantile Function)를 추정하며, 최근 추세를 앙상블해 관성을 반영함. 계산 과정은 [첨부] 참고

- '23년까지의 정보를 바탕으로 '24~'25년 글로벌 철강수요를 전망하여 실적치와 비교한 결과, SRO 전망 대비 전망오차⁶가 축소됨
 - 기본 실험모형(C1)이 기준 모형보다 전망오차를 5.5%p 축소
 - 뉴스 결합 실험모형(C2)은 C1보다 전망오차를 0.54%p 추가적으로 낮춰 뉴스 정보를 고려한 모형이 가장 정확하게 전망하는 것으로 나타남
 - 다만, 뉴스 비정형 정보의 기여는 보조적인 수준으로 전망의 많은 부분은 여전히 과거 추세와 거시경제변수 등 정형 변수로 설명됨

[실험모형의 전망 성능(MAPE) 비교]



* MAPE(평균절대백분율오차)는 전망치가 실제값과 평균적으로 몇 % 차이 나는지를 나타내는 지표로, 값이 작을수록 전망이 정확함을 의미함. 각 모형(기준모형, C1, C2)에 '23년까지의 데이터만 적용하여 '24년 이후를 전망하고, 이를 실제 관측값과 비교하여 산출함. 예를 들어 한국의 기준모형 MAPE 19.8%는 '23년까지의 데이터를 활용해 계산한 '24년 이후의 전망치가 실제값과 평균 19.8% 차이 났다는 뜻이며, C2에서는 이 오차가 11.7%로 줄어들어 더 정확하게 전망했다는 의미

- 기존 전망이 크게 빗나간 '25년 중국수요 전망에서도 오차를 일부 축소함

- worldsteel은 '25.10월에 발표한 SRO에서 '25년 중국 철강수요 증가율을 -2.0%로 전망했으나 '26년 발표된 실적은 -7.1%로 큰 폭의 차이 발생
- 동일 연도를 대상으로 실험모형이 전망한 값은 -3.45%~-2.72%로, 여전히 격차가 크지만 실적 방향에 근접

['25년 중국 철강수요 성장률 전망 비교]

⁶ 본고에서 전망오차는 평균절대백분율오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)로 계산됨. 이는 실제값이 예측값에 비해 평균적으로 몇 %나 벗어났는지를 계산한 값으로, 예를 들어 MAPE가 5.5%p 개선되었다는 것은 모형 전망치가 실적치에서 벗어난 정도(%)가 평균 5.5%p 줄었다는 의미

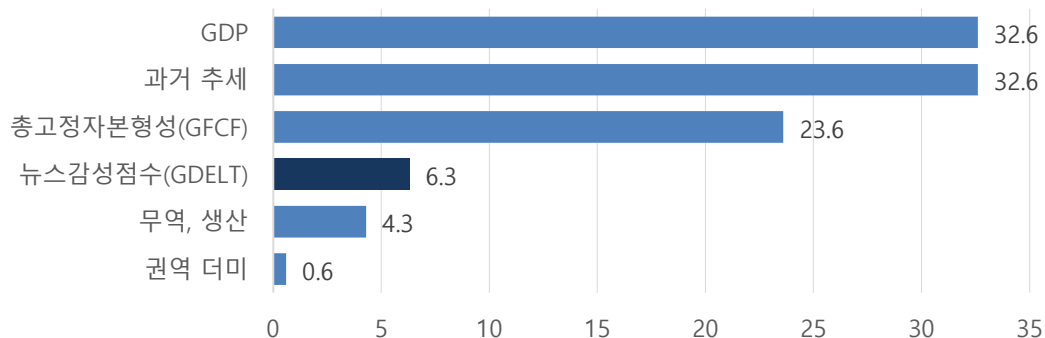
모형	'25 년 수요 예측(Mt)	성장률(%)	실적치와 차이(%p)
기준모형(SRO)	839.5	-2.0	5.08
C1	827.0	-3.5	3.63
C2	833.3	-2.7	4.36
실적	796.0	-7.1	-

- 이는 연간 데이터 사용으로 4분기 변동성과 뉴스 감성이 희석된 데 기인한 것으로 보이며, 분기별·월별 데이터를 활용할 경우 추가 개선 여지가 있음

□ 뉴스 정보는 철강수요 전망에 얼마나 도움이 됐을까?

- 순열 중요도⁷를 통해 각 설명변수의 상대적 기여도를 분해한 결과 여전히 정형 데이터의 기여가 절대적이거나, 뉴스 정보도 유의미한 비중을 차지함
 - GDP(32.6%), 과거 수요(32.6%), 총고정자본형성(23.6%) 등 정형 변수가 전망의 대부분을 설명함 → 정형 모형 골격의 고도화가 여전히 전망의 핵심
 - 뉴스 감성점수의 상대적 기여도는 6.3%로, GDP·투자 등 실적치에 아직 반영되지 않은 신호를 보완적으로 설명하는 것으로 나타남

[설명변수들의 순열 중요도]



□ 본 실험모형은 비정형 데이터(뉴스감성)의 결합이 전망에 도움이 되는지를 확인하기 위한 경량 모형이므로, 실제 전망 시에는 더 엄밀한 모형 구축이 필요함

⁷ 순열중요도(permutation importance)는 학습된 모형에서 특정 설명변수의 값을 무작위로 섞어 모델의 성능(MAPE 사용)이 얼마나 떨어지는지를 측정하여 그것들의 상대적 크기를 비교한 값

- 본 실험은 사전(dictionary) 기반 감성점수를 사용한 일종의 하한(lower bound) 테스트로, 가장 단순한 형태의 비정형 지표로도 개선이 발생하는지를 확인하는 데 목적이 있음
- 또한, 본 실험은 worldsteel의 연간 데이터를 사용하여 표본 제약이 존재함. 월별, 분기별 등 고빈도 데이터가 확보될 경우 TFT(Temporal Fusion Transformer)와 같은 딥러닝 방식을 통해 보다 심도 있는 추정이 가능

5. 시사점

- 국내 철강산업도 시장 변동성 확대와 잦은 정책 전환 상황에 직면해 있어, 통상·정책 뉴스, 통관·해상운임, 가격 호가 등 비정형·실시간 정보를 결합해 전망을 고도화할 실익이 클 것으로 예상됨
 - 특히, 월별·강종별로 세분화된 데이터를 활용하면 실무 활용 수준의 나우캐스팅 모형 구축이 가능할 것으로 판단됨
 - TFT와 같은 딥러닝 모형은 풍부한 표본이 필요하므로, 여러 강종을 함께 학습시키거나(강종 간 풀링), 외부 데이터로 사전 학습(전이학습 등)시키는 등으로 표본 한계를 보완하는 설계가 필요
 - 데이터와 도메인 전문성을 갖춘 유관기관을 중심으로 철강 연구조직들이 데이터·모형·현업 지식을 결합해 협업하는 방식이 효과적
- 본고의 실험모형은 철강수요에 한정했으나, 동일한 접근 방식을 가격·공급 전망으로도 확장 가능
 - 보다 정확한 가격 전망은 판매·구매 시점 결정, 재고 운용 등 영업·마케팅 전략의 의사결정 품질을 제고하는 데 직접 활용될 수 있음
 - 건설·조선·자동차 등의 전방산업 역시 정책·경기 충격에 민감해 동일한 접근으로 수요 전망을 개선할 수 있으며, 전방산업의 관측·실측 지표를 선행지표로 활용하면 철강수요 전망의 입력 정확도 제고에 기여 가능
 - 이를 전제로 전방산업부터 철강수급까지 이어지는 일관된 모형 체계를 구축하면 보다 구조적인 전망이 가능할 것으로 판단됨
- 단, 비정형 정보를 결합한 전망이 정형 데이터를 사용한 기존 전망을 완전히

대체하기 보단, 이를 보완하는 수단으로 활용하는 것이 바람직

- 실험 결과에서도 전망의 대부분은 여전히 과거 추세와 정형 변수로 설명되며, 성능 개선 역시 추정 방식의 고도화에서 상당 부분 비롯됨
- 따라서 기존 전망 방식을 기존 전망으로 유지하되, AI 기반 전망은 정책·통상 충격 발생 시 조기 신호 포착 또는 교차 검증으로 병행 활용하는 것이 현실적

[첨부] 철강수요 단기 예측 실험모형 구성

- 전망 모형을 실제로 구축하여 AI가 철강수요 예측에 어느 정도 기여할 수 있는지 살펴보기 위해 단순한 구조의 실험모형을 구축함
 - 모형의 고도화: 전통적인 방식의 시계열 전망 모델을 벗어나 머신러닝 기반의 정형 모형 골격을 세움
 - 비정형 정보 반영: 뉴스 헤드라인을 수치화하여 즉각 반영하는 나우캐스팅 요소를 도입
- [정형 모형] 거시경제 지표를 통해 목표변수인 철강수요의 분포를 추정하는 부분
 - (추정대상) 철강수요 증가율($\Delta \log ASU$)의 조건부 분위수(conditional quantile)를 $Q_\tau(\Delta \log ASU | X) = f_\tau(X)$ 로 설정하여, 분위함수 f_τ 를 추정함⁸
 - *분위수 τ 를 0.1, 0.5, 0.9에서 각각 추정해 철강수요 증가율 분포의 10%, 50%, 90% 분위수를 전망
 - (추정방법) f_τ 를 경사하강(gradient boosting)으로 추정. 각 단계의 미분은 가법회귀나무로 근사함⁹(본고에서는 히스토그램 경사하강법(HGB) 사용)
 - *소표본문제를 완화하기 위해 50개국의 철강수요 데이터를 하나의 모델로 학습(국가별 더미 통제)

⁸ 분위함수 f_τ 는 핀볼손실(Pinball Loss) 함수($\rho_\tau(u) = u(\tau - 1(u < 0))$)의 유일한 최소화해로 식별됨

⁹ m 번째 단계의 분위함수 근사치는 $f_\tau^m(X) = f_\tau^{m-1}(X) + v h_m$ 로 계산되며, h_m 은 CART(Classification And Regression Tree)로 근사하여 각 설명변수의 분기점마다 상수값을 추정. 소표본 한계를 고려하여 계산 알고리즘은 히스토그램 그래디언트 부스팅, 학습률은 $v = 0.05$ 설정

- [비정형 데이터] 국가별 철강 관련 정책, 경기변동 등 뉴스 감성점수를 활용해 같은 해 수요를 예측하는 나우캐스팅 방식으로 전망
 - GDELT GKG v2에서 국가별 '철강' 관련 기사의 톤(tone)을 집계하여 기사별 사전 기반 감성(긍정어% - 부정어%)을 계산
 - 사용하는 철강수요 데이터가 연간 단위이므로, 뉴스 감성 톤을 연 단위로 묶어 평균과 표준편차를 함께 설명변수(feature)로 사용
 - 특수 이벤트를 고려하기 위해 이벤트 더미를 두고, 이벤트가 있는 경우 해당 국가 톤의 크기를 따로 추출하여 반영
 - 다만 표준편차·이벤트를 고려하더라도 연 단위로 묶는 과정에서 특수 토픽의 맥락이 상당 부분 소실됨¹⁰
- [지속성 반영] 수요 충격이 일정기간 이어지는 점을 반영하기 위해 최근 추세를 외삽(extrapolation)해 정형 모형과 결합
 - 철강수요 분포를 추정하는 정형 모형(y^{struct})과 최근 3년의 로그선형추세(y^{trend})를 6:4로 앙상블¹¹
- [설명변수] 전망을 위해 사용된 설명변수는 과거정보, 동시정보, 뉴스감성점수로 나뉨
 - (과거정보) 전년 및 전전년 평균 철강수요 성장률
 - (동시정보) 실질 GDP, 총고정자본형성, 철강가중산업생산(SWIP), 산업생산(IP), 수출/입 증가율
 - (뉴스감성점수) GDELT 감성점수의 연평균, 연표준편차, 부정비중, 기사 수, 정책 이벤트 더미, 충격 강도
- 성능 비교를 위한 기준 모형은 worldsteel의 SRO(Short Range Outlook) 전망을 활용

¹⁰ 이상적으로는 월별·분기별 등 고빈도 자료를 기반으로 헤드라인 원문을 직접 임베딩(embedding)하는 자체 감성 모델 개발이 필요

¹¹ 앙상블 비율은 임의로 설정된 값이며, 교차검증/백테스트를 통한 적응적(adaptive) 설정 가능

[참고자료]

[보고서/논문]

OECD, '25.05.27, ["OECD Steel Outlook 2025"](#)

OECD, '26.06.04, ["OECD Steel Outlook 2026"](#)

worldsteel, '26.04.14, ["worldsteel Short Range Outlook April 2026"](#)

Alvaro Paredes Amorin, Andre Python, Christoph Weisser, not published, '26,03, "Not All News Is Equal: Topic- and Event-Conditional Sentiment from Finetuned LLMs for Aluminum Price Forecasting"

Zheng Cao, Helyette Geman, Frontiers in Artificial Intelligence, '25.02, "A hype-adjusted probability measure for NLP stock return forecasting"

Gabe J. de Bondt, Yiqiao Sun, '25, ["Enhancing GDP nowcasts with ChatGPT: a novel application of PMI news releases"](#)

Koenker, R., & Bassett, G., 1978, Econometrica, "Regression Quantiles"

Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C., 1984, Wadsworth, "Classification and Regression Trees (CART)"

Schapire, R. E., 1990, Machine Learning, "The Strength of Weak Learnability"

Friedman, J. H., 2001, Annals of Statistics, "Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine"

Ke, G., et al., 2017, NeurIPS, "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree"

Bates, J. M., & Granger, C. W. J., 1969, Operational Research Quarterly, "The Combination of Forecasts"

Leetaru, K., & Schrodtt, P. A., 2013, GDELT: Global Data on Events, Location, and Tone, 1979–2012. ISA Annual Convention.

Wang, Tang, Zhao, 2025, International Trade Demand Forecasting Model Based on Transformer–XGBoost–LightGBM. Artificial Intelligence and Applications.

[뉴스, 기사, 보도자료]

BCG, '20.09.11, ["Lighthouse by BCG: High-Frequency Data & Analytics for Uncertain Times"](#)

FRB, '26.01, ["Do Anecdotes Matter? Exploring the Beige Book through Textual Analysis from 1970 to 2025"](#)

FRB Cleveland, '25.11.10, ["Forecasting US Recessions in Real-Time Using Regional Economic Sentiment"](#)

FRB St.Louis, '24.11.29, ["Artificial Intelligence and Inflation Forecasts"](#)

한국은행, '22.05.23, ["기계학습을 이용한 뉴스심리지수\(NSI\)의 작성과 활용"](#)

Goldman Sachs, '26.05.06, ["Will AI Make Markets Less Efficient?"](#)

Goldman Sachs, '25.02, ["Assessing the balance of risks following the 5% S&P 500 sell-off"](#)

digitaldefynd, '26, ["8 ways Goldman Sachs is using AI"](#)

Wealth Management, '24.05.04, ["JPMorgan Unveils IndexGPT in Next Wall Street Bid to Tap AI Boom"](#)

Bloomberg, '17.6.14, ["Finding Novel Ways to Trade on Sentiment Data"](#)

Bloomberg, '17.8.29, ["How you can get an edge by trading on news sentiment data"](#)

Bloomberg, '23.03.30, ["Introducing BloombergGPT, Bloomberg's 50-billion parameter large language model, purpose-built from scratch for finance"](#)

Tata steel, '26.04.22, ["Tata Steel Partners with Google Cloud To Deploy a Unified Agentic AI Across its Global Value Chain"](#)

worldsteel, '26.04.26, ["Tata Steel Partners with Google Cloud To Deploy a Unified Agentic AI Across its Global Value Chain"](#)

Arcelor Mittal, '25.03.06, ["Steel Thoughts: Embracing the opportunity of AI"](#)

Arcelor Mittal, '25.06.27, ["ArcelorMittal triumphs at the 2025 Manufacturing Leadership Awards"](#)

Arcelor Mittal, '24.11.20, ["ArcelorMittal recognized in IDC Future Enterprise North America Awards"](#)

OECD, '25.05.27, ["Surging excess capacity threatens steel market stability, employment, and decarbonisation plans"](#)

EUROMETAL, '26.03.26, ["OECD Steel Committee warns global steel excess capacity crisis deepens as China exports surge"](#)

OECD, '25.11.05, ["98th Session of the Steel Committee: Statement by the Vice-Chairs"](#)

OECD, '26.03.24, ["99th Session of the Steel Committee: Statement by the Chair"](#)

European Commission, '26.01.14, ["CBAM successfully entered into force on 1 January 2026"](#)

worldsteel, '25.04.08, ["worldsteel Short Range Outlook April 2025 postponed"](#)

[홈페이지]

J.P.Morgan, Global Data Assets & Alpha Group
(<https://www.jpmorgan.com/markets/market-data-intelligence>)

Mckinsey, SparkBeyond(<https://www.mckinsey.com/about-us/overview/alliances/sparkbeyond-and-mckinsey>)

The GDELT Project(<https://www.gdeltproject.org>)

이 자료에 나타난 내용은 포스코경영연구원의 공식 견해와는 다를 수 있습니다.