

연락처

박진국
Alfaro Jinkook PARK
alfaro@kakao.com
010-9981-4169

※ 실무적 효용성

- 시장효율성(EMH) 下 공개 정보를 통한 미래예측 한계
- 그러한 한계 속 AUC가 무작위를 상회하고, Lift가 실질적으로 관찰된다는 점
- 운용가치가 있음을 의미

※ 주요 용어

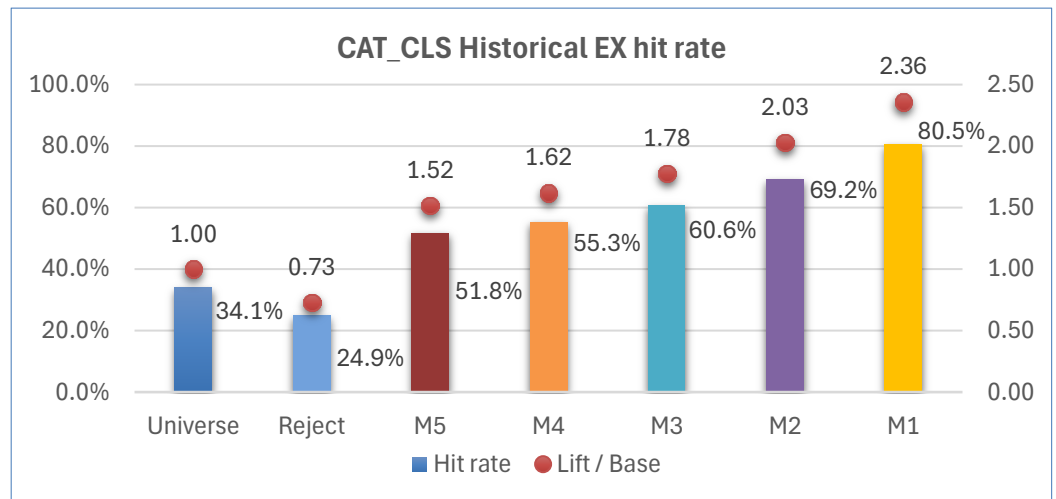
- EX: Exercise(행사)
- CLS: Classification
- Cash_ratio: 현금비율
=Cash Equivalents / Asset
- Debt_ratio: 부채비율
- Current_ratio: 유동비율
- Call Rate: 콜비율
- Refixing: 하향 리픽싱
- BPS_parity = BPS / 행사가
- Pre_Issue_parity
: 발행직전일 parity
- Issuance: 발행회차
- Is_KOSDAQ: 코스닥여부
- TTM_years
= (만기일 - 발행일) / 365
- Return_6M_Rel= Return_6M
- Market_Return_6M
- OOS(=Out-of-Sample)
: 학습 외 검증

Executive Summary

전체 Mezzanine Universe(3,066건 전수조사, 2016.01.01~2026.04.30)에서 행사개시일 기준 EX_parity > 1.0 관측비율, 즉 Historical Base EX rate는 약 34.1% 수준이다. 본 방법론의 핵심목적은 개별종목의 성공여부에 대한 Calibrated probability를 직접 산출하는 것이 아니라, EX_prob_cls(명칭상 Probability score)를 EX_parity > 1.0 도달 가능성에 대한 상대적 Ranking/Concentration score로 사용하여 전체 Universe 내 상위 투자검토영역과 하위 Reject 영역으로 구분하는 것이다.

따라서 본 모델의 유효성은 AUC 단일지표가 아니라, 낮은 Base-rate universe에서의 후보군 압축력(M1 Lift 2.36, Reject hit rate 24.9%)으로 판단되어야 하며, 이 기준에서 본 Framework는 실무적 효용을 가진다.

본 저작물은 DEA(Data Envelopment Analysis)와 Machine Learning을 결합한 DEA-ML Hybrid Framework를 기반으로 메자닌 상품의 투자 후보군을 선별하고, 후보군 내부의 투자 우선순위를 Ex_prob_cls의 rank로 등급화하기 위한 방법론을 체계적으로 정리한 백서이다.



주: Hit rate는 사후 집계통계(Concentration statistic)이며, Mature-only Rolling 2Y AUC 약 0.6은 무작위(0.5) 대비 반복적으로 유지되는 구조적 신호로, 집단분리 목적의 Screening framework임. 한편 모델은 단순히 좋은 후보군만 선별하는 것이 아니라, Reject 영역(비후보군)의 EX hit rate를 24.9%까지 낮춤으로써 Negative filtering 기능도 수행

본 방법론은 현재 전환사채(CB)를 중심으로 구축되었으나, 구조적으로는 채권형 메자닌 상품(BW, EB)에도 확장 가능한 Exercise-Based Mezzanine Framework를 지향한다. 본 Framework는 발행사의 재무건전성, 메자닌 발행조건, 전환매력도, 시간구조 및 시장 상대강도를 통합적으로 반영한다.

모델은 크게 세 단계로 구성된다.

첫째, DEA Layer는 발행사의 재무구조와 메자닌 계약구조를 함께 반영하여 구조적 효율성과 지속가능성(Structural Efficiency and Sustainability)을 압축한 Final_Efficiency를 산출한다. 다만 본 모델은 개별 CB의 잔여 미전환 물량이나 잠재 희석률을 직접 측정하지 않는다. 대신 Debt_ratio와 BPS_parity는 각각 DEA의 Input penalty와 Output 구조를 통해 재무제표상 부채부담과 주당가치 희석가능성의 일부를 간접적으로 반영하는 대리변수(Proxy)로 해석할 수 있다.

둘째, Machine Learning Layer는 Final_Efficiency 등 발행시점 관측 가능한 Feature를 기반으로 EX_prob_cls를 산출한다. EX_prob_cls는 명칭상 probability score이지만, Calibration 검증결과 개별발행건의 Calibrated probability로 직접 해석하기에는 한계가 있다. 따라서 본 모델에서는 전체 Universe 내 EX_parity > 1.0 도달가능성이 상대적으로 높은 후보를 식별하기 위한 Ranking/Concentration score로만 사용한다.

셋째, Universe Fixed BaseRate 6-Grade Layer는 전체 Universe를 EX_prob_cls 순위로 정렬한 뒤, Historical Base EX rate(=34.1%)와 동일한 상위 Coverage를 사전 고정 투자검토영역으로 정의하고, 해당영역을 M1~M5의 누적 Scope로 구분한다. Reject는 그 밖의 하위 비검토 영역을 의미한다. 한편 M1 Historical EX hit rate는 개별 발행건의 성공확률이 아니라, 해당 등급군에서 관찰된 Historical/OOS concentration statistic으로 해석에 유의한다.

DEA-ML Hybrid Mezzanine Selection & Grading Method

- **[1단계] Data Envelopment Analysis(DEA) Layer → Final_Efficiency 산출**
 - i. Formal BCC LP DEA (output-oriented) 적용
 - ii. 2단계(ML, EX classification)에 투입되는 Structural Latent로 사용
- **[2단계] Machine Learning (ML) Layer → EX_prob_cls 산출**
 - i. EX_prob_cls = EX 가능성의 상대적 Ranking/Concentration score
 - ii. 투자검토 가능 후보군 선별용도(Primary screening score)로 사용
- **[3단계] Universe Fixed BaseRate 6-Grade Layer → M1~M5 및 Reject 구분**
 - i. M등급의 상대적 우선순위 부여: 전체 Universe를 EX_prob_cls 순위로 정렬,
 - ii. 전체 Base EX rate(34.1%)와 동일한 상위 Coverage를 사전 고정 투자검토영역으로 정의

본 저작물은 단순한 수익률 예측모형이 아니라, 메자닌 상품의 구조적 지속가능성 및 행사가능성을 결합하여, 전체 Universe 내 상대적 투자검토 우선순위를 부여하는 Screening/Ranking Framework를 제시한다. 또한 Random split, Stratified K-Fold, GroupKFold by Issue Year, Time split, Rolling validation, Mature-only validation 및 2025 live-like small-N stress를 포함하는 다층적 Validation hierarchy를 제시한다.

본 방법론은 향후 Streamlit 기반의 웹분석 시스템으로 구현될 수 있으며, data/config 기반의 입력구조, DEA cache reuse, EX screening, EX_prob_cls의 rank 산출, Validation dashboard 및 후보군 Ranking 출력기능을 포함하는 실전형 메자닌 분석 Framework로 확장이 가능하다.