

어닝쇼크에도 살아남는 로봇에이전트 [news event study + 강화학습]

- Team ALOHA

I. 서론

- 배경** : 많은 연구에서 주시가격을 정확히 예측하기 위한 노력이 계속되고 있다. 그 중에서도 뉴스와 주가 사이의 관계, 그리고 강화학습 알고리즘을 적용한 로봇 에이전트 생성분야가 떠오르고 있다. 현재 주식 트레이드 모델 (에이전트)은 보통 재무지표들 혹은 금융지표들만을 활용하고 있기 때문에 강화학습과 Event Study(뉴스이벤트 분석)을 결합한 프로젝트를 기획하였다.
- 목적** : 따라서 본 프로젝트의 목적은 1) 뉴스이벤트가 주가에 미치는 영향을 분석하고 2) 이를 강화학습에 적용하여 특정 사건(뉴스)이 발생했을 때의 투자에 도움을 주는 로봇 에이전트를 생성하는 것이다.

II. 본론

- 선행연구 검토**: 기획한 연구와 유사한 선행연구에서는 나이브 베이즈를 이용해 텍스트를 분류하고 감성분석을 진행해 이를 독립변수로, 평균초과수익률을 종속변수로 하여 텍스트와 평균초과수익률의 관계를 분석하였다.¹ 해당 연구에서는 평균 초과 수익률의 증감에 대한 분류 문제로 연구를 진행하였으나 본 연구자들은 뉴스가 주가에 미치는 영향의 크기 역시 분석하고자 이를 회귀문제로 정의하였다.

- 연구방법**: 주제별, 감성(긍부정, 중립)별, 산업별 뉴스가 주가에 어떠한 영향을 미치는 지 확인하기 위해 주제(Event), 감성(Sent), 산업(Industry)을 설명변수로 설정했다. 노이즈를 제거하기 위해 alpha, beta, 금리, 환율 등의 데이터를 독립변수로 추가했다. 종속변수인 주가는 다양한 요인의 영향을 많이 받고 변동성이 크므로 그대로 사용하지 않고, 이동평균 수익률 (Moving Average Earning Rate)라는 새로운 지표를 정의해 활용하였다. 최종 결과를 도출할 때는 노이즈를 제거하기 위해 추가한 변수들을 대표값으로 통제하여 주제, 감성, 산업이 이동평균 수익률에 미치는 영향을 도출해냈다.

3. 변수 설명 및 전처리 방법

1) 뉴스 데이터: Event, Sent, conf

뉴스 데이터를 이용해 Event, Sent, conf 데이터를 추출했다. 우선, 각각의 뉴스가 어떤 이벤트에 대한 소식인지를 구분하기 위해 text clustering을 진행해 Event 변수를 만들었다. Text clustering은 자연어를 벡터화한 후 k-means 군집화를 활용했다. k값은 elbow method를 이용해 가장 적절하다고 판단되는 29로 설정하였다. 그 다음, 뉴스가 긍정적인 소식인지, 부정적인 소식인지, 또는 두 범주에 들어가지 않는 중립적인 소식인지를 판단하기 위해 Bert 모델을 이용하여 감성분석을 실시했다. 감성분석 결과 뉴스 데이터가 positive, negative, neutral로 분류되었으며, 이를 Sent 변수로 만들었다. 단순한 감성분석의 경우 긍부정의 정도는 판단할 수 없다. 따라서 감성분석을 진행하며 파생되는, 데이터가 해당 범주에 속할 확률인 score를 conf 변수로 만들어 해당 문제점을 보완하였다.

2) 외부 데이터: Industry, alpha, beta, ir, CNY/USD, EUR/USD

첫 번째로, 나스닥 데이터의 티커를 이용해 각 회사의 Industry를 가져왔다. 두 번째로, 기업별 시가총액의 차이가 크므로 이를 보정하기 위해 외부 데이터의 alpha와 beta 값을 활용했다. 마지막으로, 금리(ir)와 환율 데이터를 통해 거시적인 경제 환경의 영향을 보정했다. 환율의 경우, 다중 공선성 문제를 피하기 위해 미국과의 교역 규모가 타 화폐와 큰 차이가 나는 위안화와 유로화의 환율만을 활용하였다.

3) 이동평균 수익률: MA Earning Rate

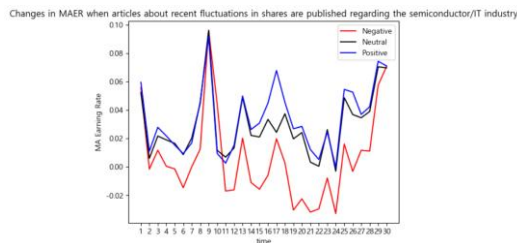
$$(MA_a - MA_b) / MA_b$$

주가가 변동성이 크다는 점을 보완하기 위해 종속변수로는 이동평균 수익률이라는 지표를 새로이 정의해

활용했다. MA_a는 이벤트 발생 후의 이동평균을, MA_b는 이벤트 발생 전의 이동평균을 의미한다. 즉, 이벤트 전후 이동평균의 증감율을 나타낸 지표이다. 증권 시장은 주말이나 공휴일에는 개장하지 않기 때문에 해당 날짜의 뉴스에 대해서는 그 다음 가장 가까운 개장날에 반응이 되는 특징이 있다. 따라서 이동평균을 구할 때 주말 및 공휴일은 가장 가까운 개장날로 변환해주었다.

4. 모델링: 모델링을 위해 필요한 열 추출, 컬럼명 변경, 결측치 처리 등의 전처리를 진행했다. 여러 regression 모델을 성능평가를 통해 비교한 결과 xgboostRegressor 모델을 사용하기로 결정했으며 그리드서치를 통해 하이퍼 파라미터 최적화를 진행했다. 설명변수인 Event, Sent, Industry 변수의 효과를 얻기 위해 다른 독립변수들은 대푯값(평균)으로 통제하여 Event, Sent, Industry별 MA earning rate의 변화량을 유도하였다. 추후 강화학습에 활용하기 위해 이동평균의 계산 기간은 2일~7일까지로 설정하여 각각을 구했으며, 뉴스의 영향은 주가에 연속적으로 영향을 미치므로 약 한달 간의 이동평균 수익률의 추이를 계산하였다.

5. 결과 분석



모델링을 통해 얻은 결과로 산업별, 이벤트별, 감성별 이동평균 수익률의 추이를 구할 수 있다. 왼쪽의 예시는 "반도체/IT" 산업의 "최근 주식 변동"을 주제로 한 뉴스(이벤트)가 발행되었을 때의 이동평균 수익률 변동 추이다. 감성분석을 보았을 때 긍정적인 뉴스와 중립적인 뉴스는 주가 변동에 큰 차이가 없고 부정적인

뉴스와는 큰 차이를 보이는 것을 확인할 수 있다. 긍정적인 뉴스의 경우 지속적으로 양의 수익률을, 부정적인 뉴스의 경우 대부분 음의 수익률을 기록하고 있으며 이 둘은 0.2%p에서 0.4%p정도가 전반적으로 차이난다는 것을 볼 수 있다. 이 차이는 이벤트 발생 후 20일 후반부터 점차 회복됨을 알 수 있다. 이러한 일반화된 모형을 통해 이벤트 발생 후 예측되는 이동평균 수익률과 실제 이동평균 수익률을 비교하여, 주가가 저평가 되었다고 판단될 때 매수를, 고평가가 되었다고 판단될 때 매도를 하는 투자 전략을 수립할 수 있다.

6. 강화학습을 통한 연구 결과 활용: 기존의 강화학습 주식 트레이드는 보상을 매매차익으로 계산한다. 굉장히 직관적이지만, 숨겨진 투자기회를 찾기 위해서는 '평가절하' 혹은 '평가절상'의 개념이 필요했다. MA_predict는 기존의 xgboost로 구한 각 상황별 이동평균 예측값이고, MA는 티커별 실제 이동평균이다. MR(Moving average Ratio)<1이라는 것은 예측값이 더욱 크다는 의미이므로 현재 주식이 평가절하가 되었다는 의미이다. 따라서 본 프로젝트는 보상을 평가절하가 된 주식을 사서 평가가 절상되었을 때 파는 상황으로 정의하였다. 이는 얼마만큼의 이득을 냈는지 보다 절하된 주식을 사서 절상되었을 때 파는 그 행동 자체에 대해 보상을 주는 것이다.

$I(Ma/MApred < 1) = 1$ if True; -1 if False, $I(A_{t-1} \neq A_t) = 1$ if True; 0 if False

$$A_t \in \{-1, 0, 1\} = \{Sell, Hold, Buy\} \quad TC = I(a_t - 1 \neq a_t) * Cost \quad MR_t = I(MA_t / MApred_t < 1) \quad R_t = A_t * MR - TC \quad U = \sum_t R_t$$

III. 결론

현재, 대부분의 강화학습을 활용하는 주식 트레이딩 모델은 사용하는 데이터가 한정적이다. 캔들차트, 재무지표, 환율 등이 고려되는 대표적인 데이터들이지만 미리 예측하기 어려운 뉴스가 보도되었을 때, 이러한 데이터만을 이용해서는 적절히 대응하기 어렵다. 따라서 해당 프로젝트는 갑자기 발생하는 사건 및 뉴스 보도에 대해 사후에 어떠한 기준을 가지고 투자를 할 것인지 전략을 정량적으로 수립할 수 있다는 점에서 의의를 가진다.