

인공신경망을 이용한 메자닌 상품의 행사 알고리즘

(An exercise algorithm for mezzanine products using artificial neural networks)

유재필^{1)*}
(Jae Pil Yu)

요약 메자닌 상품은 채권과 주식의 성격을 모두 가진 금융 투자 상품인데 주로 등급이 낮은 회사가 유동성을 확보하기 위해 금융시장에서 발행한다. 따라서 메자닌 상품에 투자하는 사채권자들은 해당 회사가 발행하는 메자닌 상품에 투자하면 주식으로 전환하는 여부와 함께 주식으로 전환하고자 하는 시점에 대해서 의사결정을 해야 한다. 예컨대 메자닌 상품의 투자자와 발행회사는 투자자의 전환권 행사 여부와 시점에 대한 의사결정 문제가 가장 중요한데 이를 위한 투자 판단 지표가 매우 부족하므로 직관적이거나 정성적인 판단에 의존할 수밖에 없다. 따라서 본 논문에서는 주요 업종별 주식 전환 행사가 완료된 총 2,000개의 학습 데이터와 200개의 예측 실험 데이터로 구분하고 인공신경망 모델을 통해서 메자닌 행사 알고리즘을 설계하고 성능을 분석한다. 본 주제는 금융 분야에서 관심이 높은 메자닌 상품 행사의 난제를 인공신경망 기술을 적용하여 과학적으로 해결하는 방법론을 제안했다는 점에서 그 의의를 갖는다.

핵심주제어: 인공신경망, 기계학습, 메자닌

Abstract Mezzanine products are financial investment products with both bond and stock characteristics, which are mainly issued by low-grade companies in the financial market to secure liquidity. Therefore, bondholders investing in mezzanine products must make decisions about when they want to convert to stocks, along with whether they invest in mezzanine products issued by the company. Therefore, in this paper, a total of 2,000 learning data and 200 predictive experimental data with stock conversion events completed by major industries are divided, and mezzanine event algorithms are designed and performance analyzed through artificial neural network models. This topic is meaningful in that it proposed a methodology to scientifically solve the difficulties of exercising mezzanine products, which are of high interest in the financial field, by applying artificial neural network technology.

Keywords: Artificial neural networks, Machine learning, Mezzanine

* Corresponding Author: jaepilyu@smu.ac.kr
Manuscript received January 13, 2023 / revised February 05, 2023 / accepted February 25, 2023
1) 상명대학교 경영공학과, 제1저자, 교신저자

1. 서론

우리나라는 아직도 메자닌(Mezzanine) 상품의 유통시장이 활발하지 않다. 대표적인 이유는 객

관적으로 해당 상품을 평가할 수 있는 척도가 미흡하기 때문이다. 또한 메자닌 펀드 투자에 금융시장의 관심이 강해지고 규제의 완화가 가속화됨으로써 자문사 및 운용사의 수가 확대되었음에도 실제로 시장에서 거래되는 메자닌 상품의 거래는 매우 미미하다. 공모는 발행 빈도 자체가 매우 한정적이며 사모는 투자자나 발행회사 간에 합의점을 도출하여 발행하는 경우가 대부분이다. 예컨대 발행 초기부터 증권사나 투자회사 등의 펀드 상품으로 편입되어 발행되거나 채권이라는 특성으로 인해 거래 최소단위가 일반 투자자가 접근하기에는 쉽지 않다. 메자닌 투자는 발행회사의 신용위험을 점검하고 디폴트 가능성을 판단하여 투자하는 것이 관건이라고 할 수 있는데 우리나라의 경우 정보의 불균형으로 인하여 투자자가 수집할 수 있는 정보는 한계가 있다.

주식과 같은 대중적인 금융 자산의 경우에는 시장의 수요 및 공급의 강도에 따라서 시장 가격이 형성되고 이를 통해서 자산의 가치를 확인하는 반면에 메자닌 상품은 채권 성향이 강하기 때문에 이자율과 보장수익률 및 할인율 등을 통해서 이론가격을 계산해야 한다. 이처럼 메자닌 상품을 매매하는 척도로 이론가를 확인할 경우, 사채를 매도하는 측은 발행회사의 할인율을 낮게 책정하여 사채의 가치를 높게 판단하지만, 매수자는 발행회사의 할인율을 높게 보고 채권의 가치를 낮게 판단하여 시장 가격이 형성되기 어렵다.

메자닌은 금융 상품으로 다양한 회사에서 자금을 조달하기 위해서 활용되며 사채라는 사전적 의미를 내포하고 있다. 일반적으로 등급이 저조한 기업에서 현금 유동성을 확보하기 위해 메자닌 상품을 발행한다. 메자닌 상품을 투자하는 투자자는 은행 이자 수익보다 높은 수익률을 기대하고 주식으로 전환하는 목표로 해당 사채를 매수한다. 1층과 2층 사이의 공간을 의미하는 메자닌은 채권과 주식의 성격을 가진 상품이고 대표적으로 전환사채, 신주인수권 등이 있다. 해당 상품의 투자자는 발행하는 기업의 주가가 상승하면 주식으로 전환을 행사할 수 있으며 주가가 하락한다면 채권 부문의 이자를 통해서 안정적인 수익을 창출할 수 있다. 메자닌 상품 중에서 가장 많은 발행률을 보이는 전환사채는 채

권 및 주식의 성향을 모두 갖고 있다. 전환사채의 수익은 3가지로 나뉘지는데 옵션 수익과 채권 이자 수익 그리고 주식으로 전환했을 때의 전환 수익이다. 발행하는 회사는 약 30%의 물량을 재매입할 수 있는데 이는 사채권자가 주식으로 전환하는 물량에 대해서 축소를 할 수 있으므로 재매입은 기존 주주들에게 긍정적인 요소로 작용한다. 만약 이처럼 발행회사가 재매입을 수행하기 위해서는 발행회사의 유동성이 좋아야 하며 소정의 이자를 투자자에게 지급해야 한다. 사채권자가 메자닌 상품을 투자하는 이유는 향후 주가가 상승해서 행사가보다 높아졌을 때 전환함으로써 수익을 창출하기 위함이다. 그러나 메자닌 상품을 발행하는 회사 대부분은 현금 유보 및 영업이익이 적고 기업의 등급이 BBB+ 이하이기 때문에 투자자로서는 위험을 관리하면서 합리적인 투자 결정이 무엇보다 중요하다. 반면 메자닌 상품의 발행사는 채무를 불이행하는 가능성이 매우 크므로 이자 비용 부담 및 기존의 주주들에게 부정적 요소로 작용한다는 연구 결과도 있다(Yaman, 2017).

2. 관련 연구

메자닌 상품에 관한 연구는 일반적으로 주식 전환 행사에 관한 연구보다는 전환에 대한 비율과 내재가치 산출에 관한 연구가 대부분이다. Rockafellar and Uryasev(2002)는 Conditional value at risk를 선형계획으로 옵션가치를 계산하는 이론을 연구를 수행했다. Benati and Rizzi(2007)는 전환사채에서 채권가격과 전환권 가격에 대한 각각의 가치를 계산함으로써 행사 결정 모형을 Mean/Var 식을 통해 구현했다. Lee and Lee(2007)는 블랙-숄즈(Black Scholes)를 통해서 옵션의 전환 가능성에 대한 확률을 산출하고 전환 비율을 추출하는 방법론을 제안했다. 이러한 방식은 옵션 가격결정 모델을 적용한 정량적인 비율 조정 모형이라고 할 수 있지만 모형에 다양한 조건식으로 인해서 결정 모형에 한계점이 있다.

인공신경망을 이용한 주가 예측 연구의 시초

는 1987년 Lapedes와 Farber가 과거 10주의 동안의 자료를 이용하여 새로운 주의 주가지수를 예측하는 연구를 통해 신경망 모형이 단순 이동 평균법보다 우수한 예측력을 갖고 있음을 보여주었다. 또 다른 초기의 인공지능을 이용한 주식 시장 예측의 대표적인 연구는 동경 주식 시장 지수 예측 시스템으로 Kimoto et al.(1990)가 기술적 지표 및 경제지표와 주식을 매수 및 매도하는 시점 간의 관계를 인공신경망을 통하여 주가를 추론하는 실험을 한 것이다. 그 결과로 단순한 매입 후 보유전략보다 인공신경망으로 투자 전략을 수행할 때 수익률 측면에서 우수함을 보였다. 또한 삼각형 패턴으로 일컬어지는 일본식 주가 도표에서 큰 주가 변동의 예비신호 인식을 인공신경망이 학습할 수 있는지를 실험한 결과 16가지 중 15번을 정확히 인식하였다. Liou and Wang(1992)은 Fuzzy System과 인공신경망을 결합한 주식 예측 시스템을 개발하였다. 입력 변수를 전문가의 지식으로 변화시킨 규칙을 이용하여 Fuzzy System으로 가공한 후 인공신경망에 규칙을 입력하는 방식을 채택하여 주식수익률에 대하여 분류가 아닌 예측하는 방법을 선택하였다. Wong and Yakup(1998)는 인공신경망을 이용하여 S&P500 지수 선물의 일별 변화 방향을 예측하였으며 그 성과를 논문에 정리했다. 이처럼 메자닌 상품의 행사 시점에 관한 정량적 방법론에 관한 연구는 매우 미흡하며 본 연구에서는 이러한 한계점을 극복하는 방안 에 관해서 연구하고자 한다.

3. 인공신경망 알고리즘

3.1 인공신경망의 구조

인공신경망은 크게 입력(Input), 은닉(Hidden), 출력(Output) 그리고 계층으로 구성되어 있다. 각 계층에는 선형 결합과 활성화 함수(Activation Function)가 존재하며 신경계에서 뉴런과 뉴런을 연결해주는 시냅스는 각 계층을 연결해주는 가중치(Weight) 역할과 편향(Bias) 역할을 담당한다. 인공신경망의 가장 간단한 구조를 단층

퍼셉트론(Single-layer Perception)이라 하는 데 이는 입력, 은닉, 출력 계층을 하나씩 구성하는 것이며 단층 퍼셉트론에서 모형 구조의 복잡도를 다층으로 변경하면 다층 퍼셉트론(Multi Layer Perception)라 한다(Shin et al., 2020). 입력층과 출력층 사이에 존재하는 은닉층의 개수가 많은 경우를 딥러닝이라고 한다. 인공신경망에서의 연산을 수행하는 공식은 수식 (1)과 같다.

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N x_i w_{ji} + \theta_j\right) \quad (1)$$

θ_j 는 j 번째 뉴런의 편향이고 함수 f 는 뉴런의 특성을 결정하는 활성화 함수를 의미한다. w 는 각 뉴런 간의 가중치를 표시하여 결과적으로 산출할 값을 도출하게 된다(Pack et al., 2016). 각각의 뉴런은 입력 데이터를 선형 결합해주며 비선형 함수인 활성화 함수를 적용한다. 활성화 함수에는 본 연구에서 사용한 Sigmoid 외에도 Tanh, ReLU, LReLU 등이 있으며 해당 함수들은 Fig. 1과 같다.

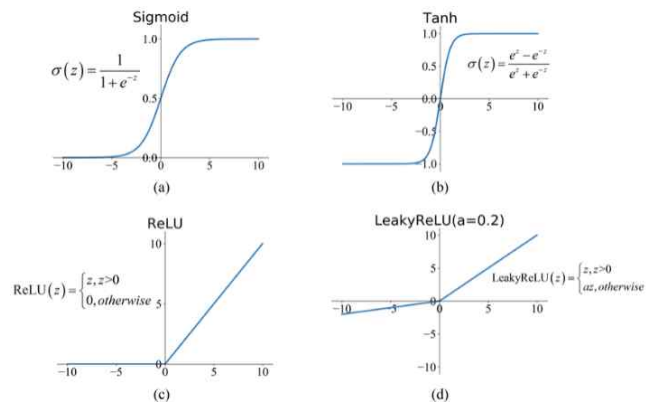


Fig. 1 Example of activation function

활성화 함수를 적용하여 입력층, 은닉층 그리고 출력층 순으로 예측값을 계산하는 과정을 순전파(Forward-propagation)라 하는데 해당 과정을 한번 수행하여 결과 값을 도출하게 되면 기계학습이 되며 역전파(Back-propagation)를 통해 순전파와 역전파를 반복해 가중치와 편향의 업데이트 혹은 오차를 제거함으로써 예측값을

도출하면 딥러닝이 된다.

역전과 알고리즘은 입력층, 은닉층 그리고 출력층의 순으로 계산하는 순전과 방법과는 반대로 출력과 예측값의 오차가 줄어드는 방향으로 각각의 가중치를 조정하는 과정을 의미한다. 즉, 학습의 정도가 좋지 않을 때 가중치를 조정하여 정도를 향상하게 시키는데, 이때 사용되는 것이 손실함수(Loss Function)이다. 손실함수의 종류는 대표적으로 평균 제곱 오차(Mean Squared error)와 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy error)를 사용한다. 평균 제곱 오차의 경우 회귀 문제에서 사용되며 교차 엔트로피 오차는 분류 문제에서 많이 다루지고 있다. 학습 과정에서 손실함수를 사용하는 이유는 손실 값을 0으로 수렴시키는 과정을 통해 가중치를 반복적으로 업데이트하고 과대적합(Overfitting)을 막기 위해 Dropout을 하여 뉴런을 제거하는 등 학습 인자에 대한 최적화 모델을 만들기 위해서다.

3.2 인공신경망 알고리즘 설계

본 논문에서는 메자닌 상품의 전환권 행사 여부를 결정하기 위해 인공신경망 기법을 적용하여 실험을 수행하고자 한다. 인공신경망은 학습, 패턴인식, 오차용인 그리고 병렬처리와 유사한 과정을 컴퓨터에 반영하여 입력층에서 보내지는 값을 가중치에 따라 은닉층이 합산하고 이를 활성화 함수에서 변환하여 출력층으로 보내는 구조로 되어있다. 인공신경망은 입력층과 은닉층 그리고 출력층을 구성하는 노드를 바탕으로 구축하고 산출 요인은 모든 가중치의 합으로 계산한다. Fig 2는 본 논문에서 설계한 인공신경망 구조를 보여주고 있다. 여기서 n 개의 입력 데이터인 x_i 는 가중치가 반영된 w_i 를 반영한 신경망을 설계하고 w_i 가 반영된 x_i 의 편차인 b 를 더해 수식 (2)와 같이 A 를 산출한다. 그리고 활성화 함수인 f 를 이용해 출력 데이터를 산출한다. 이를 정리하면 수식 (3)과 같다(Lee and Ryu, 2021).

$$A = \sum x_i w_i + b \quad (2)$$

$$f(A) = f(\sum x_i w_i + b) \quad (3)$$

수식 (3)에서 x 는 입력 값, w 는 가중치를 나타내며 임계치인 세타를 수식에 반영하여 편향 b (bias)로 정의한다. 그리고 x_i 와 w_i 는 실수 데이터이며 입력 변수가 다수면 이를 간단하게 설계하기 위해 편차 데이터인 b 를 가상 입력 데이터인 $x_0 = +1$ 로 가정하여 w_0 로 정정할 수 있다.

본 논문에서는 Python software를 이용해 인공신경망을 설계하는데 총 7개의 은닉층과 8개의 입력층 그리고 1개의 출력층을 구성한다.

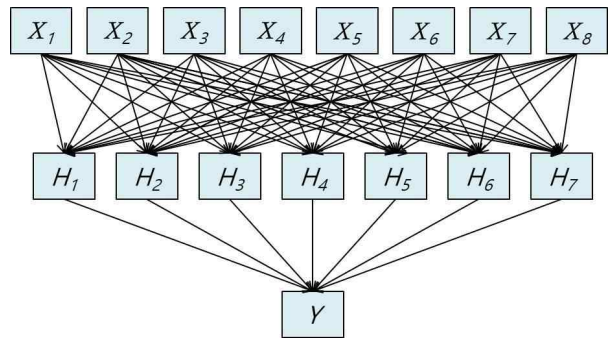


Fig. 2 Structures for Application of ANN

4. 메자닌 상품

4.1 메자닌 상품의 개념

메자닌 상품은 채권과 주식의 성향을 모두 갖고 있으며 발행회사는 유동성을 확보하기 위해 해당 상품을 시장에 발행한다. 이를 투자하는 투자자는 주식의 가격이 오르면 주식 전환 행사를 통해서 수익을 창출한다. 이를 보통 전환권 행사라고 하며 이를 행사하지 못하면 만기까지 보유해서 투자 원금과 이자 등을 취득하게 된다. 더불어 사채권자는 풋 옵션을 통해서 만기 중간에 원금과 소정의 이자를 취득할 수 있다. 반면 메자닌 상품을 발행한 회사는 콜옵션을 행사함으로써 특정 비율만큼을 회수할 수 있다. 해당 기업의 주가가 행사가격 대비 크게 오르면 사채권자는 전환권 행사를 통해서 주식으로 전환하는데 이는 기존 주주들에게는 부정적인 요인으로 작용한다. 이를 최소화하기 위해서 발행

사는 콜옵션을 행사한다. 메자닌 상품은 비교적 안정성이 보장되는 채권의 성격과 향후 주가가 오르면 주식으로 전환하여 추가 차익을 얻을 수 있는 주식의 성격을 동시에 가지는 채권을 말한다. 관련 상품 종류에는 전환사채와 신주인수권 부사채, 교환사채 등이 있다. 이러한 상품의 특징은 채권의 기초자산이 되는 주식의 가격이 상승하면 주식으로 전환해 자본 이득을 취할 수 있고, 하락 시에도 채권의 고정 현금흐름을 수취할 수 있어 원금 보장이 되는 점을 꼽을 수 있다. 또한 주식 가격이 지속해서 하락할 경우, 사채의 행사가격을 계약 조건에 따라 조정(Refixing)하여 이에 따른 추가 이득을 챙길 수 있어 투자의 안정성이 어느 정도 보장된다는 장점이 있다. 또한 기업이 재무안정성을 꾀할 때 발행하기도 하는데, 회계상에서 최초 발행 시점에는 부채(Debt)로 인식되지만, 주식으로 전환하면 자본(Equity)으로 변경되기 때문에 재무상태 개선 효과도 함께 볼 수 있다.

4.2 메자닌 상품의 전통적 가치 산출

메자닌 상품은 채권과 옵션의 성향이 함께 내재하여있는 상품이라 내재적 이론 가치를 산출할 때 채권과 옵션에 대한 가치를 함께 계산해야 한다. Fig. 3은 전환사채의 이론 가치를 계산하는 기본 개념을 보여주고 있는데 금리가 상승하면 채권의 가치는 하락하고 주가가 오르면 옵션가치는 상승한다.

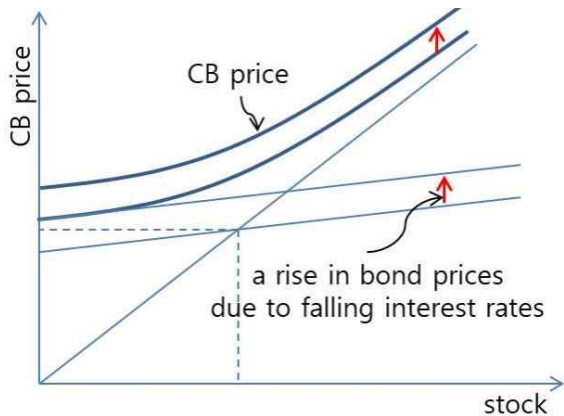


Fig. 3 Concepts of intrinsic value calculation

채권 가치는 금리 할인 방식을 통해 현재 이론 가치를 산출하지만, 옵션 이론 가치는 다양한 방식이 존재하지만 주로 이항모형(Binomial trees)을 통해서 계산한다(Sebastian et al., 2020). Fig 4는 이항모형의 구조인데 S_0 은 현재 주식의 가격이고 S_0u 와 S_0d 는 각각 t 시간이 지난 시점에서 상승 및 하락한 주가이다.

p 는 주가가 상승할 확률($0 \leq p \leq 1$)이며, 이는 수식 (4)와 같이 계산한다. 여기서 $e^{R(t)}$ 는 일반적으로 무위험이자율로 정의하며, u 와 d 는 각각 주가의 상승률 및 하락률을 의미한다. 단, u 와 d 는 $u \geq 1, 0 < d \leq 1$ 의 범위를 갖는다.

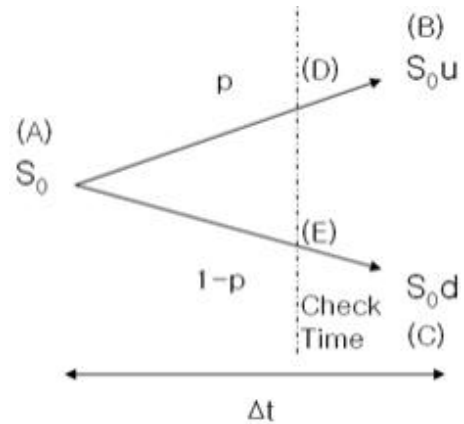


Fig. 4 Concept of a binomial model

$$p = \frac{e^{R(t)} - d}{u - d} \tag{4}$$

이항모형을 통해서 전환사채의 이론 가치를 산출할 수 있지만 이는 미래 시점의 이론 가치에 대한 변화를 반영하지 못하기 때문에 주식으로 전환을 행사하는 의사결정 문제를 쉽게 해결할 수 없다. 이처럼 전통적인 메자닌 상품의 평가는 실제로 투자자 관점에서 실효성이 미흡하여서 시장참여자 대부분은 정성적 판단으로 상품 운용에 대한 의사결정을 할 수밖에 없다. 따라서 본 연구에서는 이를 해결하기 위해서 인공지능기법을 적용하는 시도를 수행하고 그 성과를 분석하고자 한다.

5. 연구모형 분석

5.1 연구계획

인공신경망을 통한 학습은 총 8개의 입력 변수를 정량적으로 산출하기 위해 전환사채 상품과 관련된 최근 6개월 동안의 금융 상품 보고서를 텍스트마이닝(Text Mining) 기법을 이용해 산출한다. 산출하는 과정에서의 노이즈(Noise) 데이터와 정성적 데이터와 같이 입수 불가 데이터들은 해당 항목에서 제거한다. Table 1은 텍스트마이닝을 통해서 추출된 변수 데이터 항목을 정리한 표이며 산출 변수는 주식 전환 행사의 가능일부터 수익률이 가장 높은 시점으로 한다. 예컨대 2021년 1월 1일부터 2022년 1월 1일까지 주식 전환 행사가 가능한 기간이고 본 기간에 패리티가 가장 높은 날이 2021년 6월 1일이라면 해당 기간은 약 150일이며 산출 값은 150으로 명명한다.

입력 변수 중 주식으로 전환할 수 있는 주식의 가격은 전환사채 발행 기업의 주가이고 금리는 해당 발행회사의 신용등급에 해당하는 금리로 정의한다. 변동성은 발행회사의 주가를 이용해서 계산되며 최근 주가 움직임에 가중치를 고려한 EWMA(exponentially weighted moving average) 방식을 이용한다.

패리티는 해당 상품의 행사가격을 현재 발행회사의 주가로 나눠 산출하는데 이것이 높으면 전환권의 가치가 상승한다. 거래 비율은 해당 주식의 하루 동안의 거래량을 총발행된 주식 수를 고려해 계산하는데 이는 발행된 총주식 수에서 당일 거래되는 양을 나눠 계산한다. 입력 변수에 거래 비율이 선출된 이유는 메자닌 상품의 투자자가 주식 전환 행사가 가능한 시점이 오면 패리티 수준에 따라서 기존 주주들의 매매 전략이 달라질 수 있기 때문이다.

앞서 설명한 입력 변수는 전환사채별로 개별 데이터가 다를 수 있으며 그 외 환율 및 코스피 데이터는 모든 실험 대상의 전환사채에 공통적인 값이다. 더불어 입력 및 산출 변수의 값들은 각각 전환권 행사가 가능한 시점을 기준으로 입수한다. 데이터 입수는 Check 단말기를 통해서

입수를 진행한다. 전환사채의 주식 전환은 행사 기간이 일반적으로 약 1~2년이지만 대부분 사채권자의 기회비용과 주식의 변동성을 고려해서 주식 전환 행사 가능일 기준으로 최대한 빨리 주식으로 전환하게 된다.

본 연구에서 인공신경망 학습 대상은 2014년부터 2020년까지 발행한 전환사채 중에서 주식 전환이 진행된 약 2,000개이고 해당 전략의 성능을 분석하기 위한 대상은 2021년도에 발행한 약 200개의 전환사채이다. 최근 발행한 전환사채를 대상으로 실험하지 못하는 이유는 일반적으로 발행 후 1년이 지난 시점부터 주식으로 전환할 수 있기 때문이다. 즉 아직 발행 후 사채권자가 주식으로 전환할 수 없는 기간이다.

Table 1 Research plan

| Factors | Details |
|-------------------------|--|
| Experimental objectives | Decisions on the right to convert shares of CB |
| Subject to experiment | 2,000 learning data and 200 performance analysis data |
| Input variables | Stock prices(1), Interest rates(2), Volatility(3), KOSPI index(4), Parity(5), Delta(6), Exchange rate(7), Trading ratio(8) |
| Output variables | Stock price rises or falls after a week |
| Learning period | Number of days to the day when parity is highest |
| Design tools | Python software |
| Learning model | Artificial neural network |

5.2 연구 결과분석

본 연구는 주요 업종별로 주식 전환 행사가 모두 완료된 2,000개의 전환사채를 학습 대상으

로 선정하여 인공지능경망 학습을 수행한다. 따라서 2,000개의 전환사채에 해당하는 데이터를 통해서 학습 모형을 설계하고 새로운 200개의 데이터를 통해서 실제 수익률과 비교하여 성과분석을 수행한다.

성과분석을 효율적으로 진행하기 위해 200개의 분석 대상의 경우에는 주식 전환이 가능한

수준이 실제 패리티(Actual Event Parity) 이다. 즉 일반적으로 전환사채는 발행 후 1년 후부터 전환권 행사가 가능한데 그 가능 시점이 패리티 기준이며, 그 시점부터 실제 전환권 행사일만큼 지난 후 사채권자가 전환권 행사를 한 결과, 실제 패리티 수준만큼의 수익률이 발생한 것을 의미한다. 예컨대 CB_1 그룹은 평균적으로 전환

Table 2 Parity actually exercised

| Group name | Parity criteria | Number | Number Ratio | Actual Event Parity | Actual Event Day |
|------------|-----------------|--------|--------------|---------------------|------------------|
| CB_01 | ~0.69 | 4 | 2.0% | 1.24 | 167 |
| CB_02 | 0.70~0.79 | 11 | 5.5% | 1.25 | 157 |
| CB_03 | 0.80~0.89 | 7 | 3.5% | 1.22 | 186 |
| CB_04 | 0.90~0.99 | 12 | 6.0% | 1.33 | 164 |
| CB_05 | 1.00~1.09 | 27 | 13.5% | 1.32 | 126 |
| CB_06 | 1.10~1.19 | 33 | 16.5% | 1.06 | 111 |
| CB_07 | 1.20~1.29 | 58 | 29.0% | 1.16 | 57 |
| CB_08 | 1.30~1.39 | 21 | 10.5% | 1.15 | 14 |
| CB_09 | 1.40~1.49 | 18 | 9.0% | 1.18 | 11 |
| CB_10 | 1.50~ | 9 | 4.5% | 1.21 | 5 |

시점의 패리티를 기준으로 총 10개의 그룹으로 나누고자 한다. 행사 시점에서 패리티 수준은 사채권자로서 매우 중요한 지표가 되기 때문에 10% 간격으로 10개의 그룹으로 구성한다. 더불어 편리성과 이해도를 위해 각 그룹을 CB_Number로 정의한다. Table 2는 실험 대상인 200개의 전환사채를 전환권 행사 가능 시점에서의 패리티를 기준으로 총 10개의 그룹으로 나누고 해당 그룹에 속한 상품들이 행사된 시점에서의 패리티와 패리티 시점에 대한 평균값을 정리한 표이다. 여기서 패리티 기준(Parity criteria)은 주식 전환 가능일의 패리티 수준이며, 패리티 기준에서 실제 전환권 행사일(Actual Event Day)만큼 일수가 지난 후 전환권 행사가 발생했을 때, 그 시점에서의 패리티

사채가 발행하고 1년이 지난 후 패리티가 약 0.69이며, 해당 그룹의 전환사채는 평균적으로 167일 후 사채권자가 전환권 행사를 하면서, 약 24%의 수익을 창출한 것을 의미한다. 본 연구에서는 패리티 기준은 같으면서 인공지능경망 기법을 통해서 새로운 전환권 행사 일을 계산하고 그 행사 일에서의 패리티 수준으로 실효성 및 성과를 분석한다. 패리티가 1보다 작은 경우는 200개 중 17% 수준인 것을 보면 발행 후 주가가 오르지 못하면 전환권 행사에 대한 가능성이 작다는 것을 의미한다. 또한 주식 전환 행사일 기준으로 행사가보다 주식이 높을수록 행사 시점에서의 패리티 수준도 높았으며 그룹 7 이상부터는 60일 이내의 시점에 전환권 행사가 발생했다. 즉 주식 전환 가능 시점부터 패리티가 높

으면 단기적으로 전환권 행사를 통해 차익 실현을 한다는 것을 의미한다. 실제 전환권이 행사된 200개의 전환사채의 평균 패리티는 약 1.21

학습을 통한 수익률이 우수하게 나타났다. 또한 행사일 부문은 그룹별 편차는 있지만 메자닌 상품 자체가 만기가 짧아서 이자 비용 등의 부담

Table 3 Actual event information and comparative analysis results

| Group name | A_1 | A_2 | L_1 | L_2 |
|------------|------|-----|-----------|-----|
| CB_01 | 1.24 | 167 | 1.24(0%) | 211 |
| CB_02 | 1.25 | 157 | 1.18(-7%) | 195 |
| CB_03 | 1.22 | 186 | 1.37(15%) | 197 |
| CB_04 | 1.33 | 164 | 1.31(-2%) | 191 |
| CB_05 | 1.32 | 126 | 1.47(15%) | 188 |
| CB_06 | 1.06 | 111 | 1.78(72%) | 180 |
| CB_07 | 1.16 | 57 | 1.55(39%) | 152 |
| CB_08 | 1.15 | 14 | 1.41(25%) | 114 |
| CB_09 | 1.18 | 11 | 2.17(99%) | 121 |
| CB_10 | 1.21 | 5 | 2.20(99%) | 26 |

로 이는 약 20%의 초과 수익을 실현한 것이고 수익 실현까지 걸리는 기간은 평균적으로 전환 시작일 기준으로 약 3개월 후이다. 또한 CB_01과 같이 특정 그룹에 포함된 종목 수가 작은 이유는 발행사의 이슈로 주가가 급등 또는 급락했기 때문이다.

Table 3은 실제 정보와 함께 비교 분석한 결과를 정리한 표인데 표현의 편리성을 위해 실제 행사 패리티와 행사 소요일을 각각 A_1과 A_2로 정의하고, 학습을 통해 나온 행사 일과 행사 소요일을 L_1과 L_2로 정의한다.

Table 3을 보면 CB_2와 CB_4를 제외하고 모든 그룹에서 수익률이 높았으며 행사 소요일은 다소 차이가 있으나 그 수준이 기회비용을 고려할 만큼의 시간적 가치가 없다.

특히 전환사채 종목의 개수가 가장 많이 포함되어있는 CB_5부터 CB_8까지를 보면 실제 행사를 해서 얻은 이익보다 본 연구에서 제안하는

이 없으므로 본 연구에서는 행사일에 대한 분석은 따로 하지 않는다. 더불어 특정 그룹에서 행사 소요일이 극히 짧은 이유는 주로 주가가 크게 오르면서 주식 전환에 따른 초과 수익이 매우 높아졌기 때문이며 이는 대부분 정성적 판단으로 의사결정 한다.

Fig. 5는 앞서 설명한 실제 패리티와 ANN 패리티 간의 성능을 도식화한 그림이다. 오른쪽 y축은 초과 수익률을 그리고 왼쪽 y축은 패리티를 나타낸다.

주가가 발행 후 주가가 크게 상승했던 CB_9와 CB_10의 경우에 L_2의 초과 수익이 약 100% 높았는데 이는 매우 흥미로운 점이다. 왜냐하면 주로 해당 그룹에 속한 상품의 경우에는 당장 수익이 매우 높아서 주가가 다시 하락할 수 있다는 불안감에 급하게 행사 결정을 할 수 있기 때문이다. 특히 CB_9는 실제로는 11일 만에 행사했는데 L_2는 약 100일 이상을 기다렸으며

이는 실제 시장참여자들의 정성적 판단으로 할 수 없는 행동이다. 즉 실제로 행사한 후 약 100일 후에 주가는 배 이상 올랐다는 것을 의미한다.

본 연구에서 추가로 알 수 있는 점은 행사 시점에서 패리티가 낮은 그룹에서는 수익률 차이가 크지 않았다는 점이다. 다만 이러한 이유로 인공지능경망을 활용 시 실효성이 부족하다고는 단정할 수 없으며 이는 향후 추가적 연구와 실험이 필요할 것으로 판단된다.

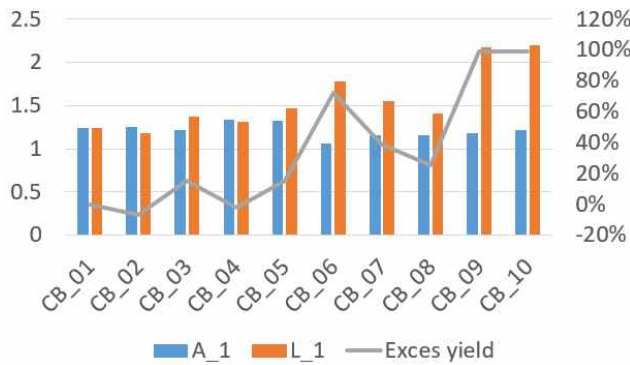


Fig. 5 ANN Performance Comparison

Fig. 6은 Table 3을 도식화한 그림인데 y축은 행사 소요일이고 x축은 그룹별로 보여주고 있다. 그림을 보면 실제 행사된 사례보다 인공지능경망을 통한 전환 행사 성능이 우수한 것을 알 수 있다.

CB_10으로 가면 갈수록 A_2와 L_2가 모두 하락하는 것을 볼 수 있는데 이는 실제 행사된 실험 데이터가 극단적이거나 예외적인 데이터들이 있기 때문이라고 판단된다. 예컨대 바이오 관련 종목들은 2021년도에 주가가 크게 상승해서 행사 가능 시점에 이미 막대한 수익을 보였으며 이에 따라 바로 주식으로 전환하는 경우가 많았다. 그리고 CB_2와 CB_4를 제외하고 항목 대부분에서 실제 수익률에 비해서 더욱 우수한 결과를 보이는데 행사 소요일에 따라서 초과 수익률이 크게는 약 45% 차이가 나는 것을 알 수 있다.

따라서 전환사채 투자자로서는 전환 행사 시점 등을 효과적으로 선정하는 것이 무엇보다 중

요하다는 것을 본 연구를 통해서 확인할 수 있었다. 다만 앞서 설명했듯이 메자닌 상품의 경우에는 무위험이자율에 대한 기회비용보다 기대하는 수익이 너무 높으므로 행사 소요일에 대한 중요도는 크지 않다.

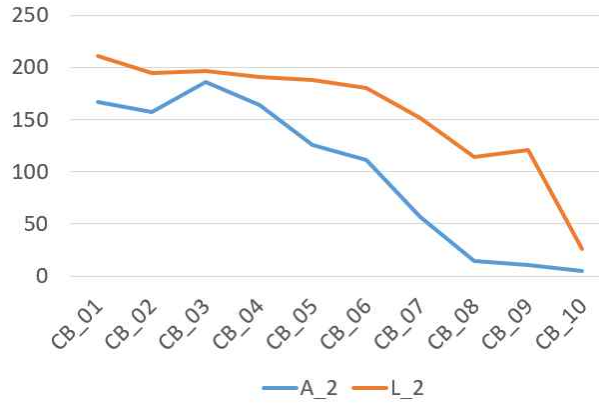


Fig. 6 A_2 and L_2 comparison plot

6. 결론

매년 발행률이 증가하고 있는 전환사채에서 발행 기업과 투자자에게 가장 큰 비중을 차지하는 의사결정 문제는 투자자의 전환권 행사 시점이다. 그러나 전환사채의 경우에는 투자 판단 척도가 미약하고 상품 구조가 일반 채권이나 주식에 비해서는 복잡하여서 다른 상품에 비해서 합리적이고 과학적인 전환권 행사 결정이 매우 중요하다. 따라서 본 논문은 전환권 행사에 대한 객관적인 의사결정을 진행하기 위해서 기계 학습 기법의 하나인 인공지능경망 모형을 적용하였다.

실험을 위해 전환권이 100% 행사된 총 2,200개의 전환사채 실제 상품 자료를 수집하고 2,000개의 학습 대상과 200개의 학습 성과분석으로 나눠 실험을 진행하였다. 그 결과 전반적인 그룹에서 실제 패리티 수익보다 학습을 통한 행사 패리티 수익이 높았으며 항목 대부분에서 약 10% 이상의 초과 수익을 기록했다.

본 연구는 전환권 행사에 대한 정성적인 정통적 의사결정 문제를 과학적 기법인 인공지능경망

을 융합 적용했다는 점에서 의의가 있으며 데이터 접근성 측면에서 한계가 있는 전환사채를 대상으로 연구를 했다는 점에서 의미가 있다. 또한 전환사채 발행 기업들이 주로 유동성이 부족하고 신용등급이나 재무 건전성이 나빠서 객관적인 투자 판단 지표가 부족하다는 단점이 있다. 다만 인공지능망 기법을 메자닌 운용에 적용한 시도와 연구는 극히 적기 때문에 향후 관련 연구가 활발하게 이뤄져야 한다.

향후 연구계획으로는 해당 방법론이 실효성을 가질 수 있도록 매년 새로운 데이터로 실험을 이어가고 이 과정에서 최적의 접점을 찾고자 한다. 또한 메자닌 상품과는 다르게 ELS, DLS 그리고 금리 파생 상품과 같은 다양한 상품에 적용해보는 연구를 수행할 예정이다.

끝으로 본 연구에서 제안하는 방법론은 인공지능망과 금융 분야를 객관적이고 과학적으로 접목했다는 점에서 학술적 의의를 갖는다.

References

Becker, S., Cheridito, P. and Jentzen, A. (2020). Pricing and Hedging American-Style Options with Deep Learning, *J. Risk Financial Manag.* 13(7), 158-170.

Benati, S. and Rizzi, R. (2007). A mixed integer linear programming formulation of the optimal mean/Value-at-Risk portfolio problem, *European Journal of Operational Research*, 176(1), 423-434.

Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M. and Takeoka, M. (1990). Stock market prediction system with modular neural networks, *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 1, 1-6.

Lee, E. and Lee, Y. (2007). Understanding Black-Scholes Option Pricing Model, *The Korean Statistical Society*, 14(2), 459-479..

Lee, J. and Ryu, J. P. (2021). Prediction of Housing Price Index Using Artificial Neural Network, *Journal of the Korea*

Academia-Industrial, 22(4), 228-234.

Liou, T. and Wang, M. J. (1992). Fuzzy weighted average : An improved algorithm, *Fuzzy Sets and Systems*, 49(3), 307-315.

Pack, J. P., Ryu, J. and Shin, H. J. (2016). Predicting KOSPI Stock Index using Machine Learning Algorithms with Technical Indicators, *The Journal of Information Technology and Architecture*, 13(2), 331-340.

Rockafellar, R. and Uryasev, S. (2002). Conditional value-at-risk for general loss distributions, *Journal of Banking & Finance*, 26(7), 1443-1471.

Shin, S., Cho, D. and Kim, Y. (2020). Opponent Move Prediction of a Real-time Strategy Game Using a Multi-label Classification Based on Machine Learning, *Journal of the Korea Convergence Society*, 11(10), 45-51.

Wong, B. and Selvi, Y. (1998). Neural network applications in finance : A review and analysis of literature, *Information & Management*, 34(3), 129-139.

Yaman, D. (2017). Industry Effects and Convertible Bond Sequence, *Global Journal of Business Research*, 3, 9-20.



유 재 필 (Jae Pil Yu)

- 정회원
- 상명대학교 경영공학과 공학사
- 상명대학교 경영공학과 공학석사
- 상명대학교 경영공학과 공학박사
- (현재) 상명대학교 공과대학 경영공학과 조교수
- 관심분야: 금융공학, 인공지능