

# A Study on the Predictability of Dividend Policy Using Artificial Intelligence Techniques

Jae Kwon Bae\*

## ABSTRACT

Dividend policy refers to a decision that divides net profit into dividends of shareholders and retained earnings to leave the company. Although there are many studies regarding decision-making problems, such as credit policy decisions through bankruptcy prediction and credit scoring, there is no research, to our knowledge, about dividend prediction or dividend policy forecasting using artificial intelligence techniques in spite of the significance of dividends. For dealing with the problems involved in previous literature, we suggest dividend policy prediction models using artificial intelligence techniques (neural networks and decision trees). This study collected dividend information, financial information and credit information of KOSPI and KOSDAQ listed companies that executed cash dividend or stock dividend during the past two years. As a result, neural networks identified credit ratings as the most influential variable. In CART, the decrease in earning per share (EPS) was selected as the most influential variable. The experiments show that neural networks always outperforms other models in the performance of dividend policy prediction.

**Key Words** : Dividend Policy, Dividend Policy Forecasting, Artificial Intelligence, Neural Networks Decision Trees, Earning Per Share (EPS)

## < Contents >

### ABSTRACT

#### I. 서론

#### II. 이론적 배경

#### III. 연구방법 및 분석절차

#### IV. 연구모형 설계 및 연구결과

#### V. 결론 및 시사점

#### References

#### 국문초록

\* Associate Professor, Dept. of MIS, Keimyung University (First Author, jkbae99@kmu.ac.kr)

## I. 서론

국내 경제가 장기간 저성장시기로 진입하여 배당 수익률(dividend yield ratio)이 시중금리를 넘어선 상황에서 배당성향(payout ratio)과 배당수익률에 대한 투자자들의 관심은 어느 때보다 높은 상황이다. 국내 주식시장은 기관투자자 및 외국인투자자의 지분을 확대로 연평균 배당성향이 지속적으로 높아지고 있다. 코스피 상장기업의 배당금규모(총 23조원, 2016년 기준)는 2012년부터 증가세를 보이고 있으며, 최근 2년간 평균 27.2%의 높은 배당금증가율을 기록하고 있다. 자본시장연구원(KCMI)에 따르면 2017년 기준 전체 상장법인의 72%가 현금배당을 실시하였고, 현금배당 법인 522개사 중 70%에 해당하는 361개사는 5년 연속 현금배당을 실시한 것으로 보고되었다. 이는 정부의 배당유도정책과 배당의 사회적 관심이 증대함에 따라 기업들도 주주가치제고를 위해 안정적인 배당정책을 유지하려고 노력한 결과이다. 최근 5년간 코스피 기업의 배당수익률은 1.7% 이상을 나타내고 있다.

한국기업지배구조원(KCGS)은 주주활동 후 평균 배당성향과 배당수익이 지속적으로 증가한다는 연구결과를 보고한 바 있으며 기관투자자의 적극적인 주주권 행사의 필요성을 주장하였다. 국내 행동주의 투자자(activist investors)는 공개적인 주주활동을 성공적으로 수행했으며, 그 결과 상장펀드 가치도 크게 향상되고 있다. 그러나 아직 선진국 및 신흥국 시장에 비해 배당수익률은 낮은 수준이다. 한국거래소에 따르면 2018년 결산 재무제표를 반영한 코스피 기업의 배당수익률은 2.2%로 집계되었다. 미국(2.0%), 일본(2.4%), 중국(2.1%) 등 주요국의 평균 배당수익률과 유사한 수준이나 선진국 평균(2.5%), 신흥국 평균(2.7%)보다는 낮은 수준을 나타내고 있다.

배당정책(dividend policy)이란 기업이 벌어들인 이익을 주주에게 줄 배당금과 회사에 남겨둘 유보이익(retained earnings)으로 구분하는 의사결정을 말한다. 유보이익은 미래 투자활동을 위해 필요한 기업 내적인 자금의 원천이고, 배당은 주주가 제공한 자

본을 사용한 대가로 그 중요성을 갖는다. 기업의 성장을 위해 이익을 유보하여 재투자하는 것이 바람직하지만 주주의 입장에서는 배당도 중요하므로 유보이익과 배당금의 배분을 잘 조화시켜 기업가치를 극대화하는 배당수준을 결정하는 것이 배당정책의 목표이다. 배당과 관련된 중요한 연구주제 중 하나는 배당정책과 기업가치의 영향에 관한 연구이다(Miller and Modigliani, 1961). ‘기업이 적절한 배당정책을 취함으로써 기업가치 또는 주주의 부를 증가시킬 수 있는가’의 문제는 아직까지 상반된 주장이 나오고 있다. 대부분 기업이나 투자자들은 배당정책이 기업가치에 영향을 미치며, 경영자들은 자본시장은 완전한 것이 아니기 때문에 최적배당정책이 있는 것으로 믿고 있다. 다수의 실증연구에서 배당과 주식수익률간에 정(+)의 관련성이 있음을 증명한 바 있다.

이상의 논의를 바탕으로 본 연구의 목적과 필요성은 다음과 같다. 배당결정에서 현실적으로 중요한 것은 안정배당정책(dividend smoothing)을 취하는 것이다. 대부분의 기업들이 이익이 급격히 변동할지라도 배당금은 이와 관계없이 안정시키려고 한다. 기업들은 목표배당(target dividend)을 설정하여 기업의 수익성과는 독립적으로 안정배당정책을 수행한다. 이익의 일시적인 증가만으로 배당금을 변경하지 않고 이익의 증가가 미래에도 지속될 경우에 비로소 배당금을 증가시킨다. 최근에는 국내 주식시장의 변동성으로 인해 고배당주를 선호하는 현상이 강해지고 있으며 개인 및 기관투자자 모두 배당금의 절대액보다는 전년도에 비해 얼마나 늘거나 줄었는가를 보여주는 배당금의 변화액을 더 중요시한다. 따라서 본 연구는 배당금을 증가시킨 기업의 특성을 파악하고 배당정책에 미치는 영향요인을 도출하고자 한다. 구체적으로 코스피 및 코스닥 상장기업 중 배당을 실시한 기업을 대상으로 배당금 감소 및 증가와 관련된 배당정책의 영향요인을 도출하고 이를 인공지능기법을 활용하여 배당정책예측모형을 구축하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 배당

의사결정에 미치는 영향요인과 배당금예측에 관한 선행연구를 정리한다. 제3장에서는 데이터 수집방법과 독립변수 및 종속변수의 조작적 정의를 기술하고, 분석절차를 제시한다. 제4장에서는 배당정책예측모형의 모델링과정을 설명하고, 배당정책 영향요인들의 중요도 순위와 예측모형의 성과를 비교 분석한다. 마지막 제5장에서는 결론 및 시사점, 그리고 향후 연구방향에 대해 기술하고자 한다.

## II. 이론적 배경

배당 관련 연구주제는 배당지급여부를 결정하는 요인분석과 배당예측모형을 구축하여 예측성과를 분석한 것이다. 최근 배당정보의 중요성이 높아지고 있는 상황에서 배당정보에 대해 투자자들의 요구는 증가하고 있으며 재무분석가들이 정확한 배당예측치 정보를 제공하기 위해 노력하고 있다. 최근에는 금융빅데이터 분석가들을 중심으로 인공지능기법을 이용한 배당예측모형을 구축하여 투자자의사결정에 적용하는 움직임을 보이고 있다. 배당의사결정과 배당금산출의 영향요인(결정요인)은 매우 다양하며, 일반적으로 기업규모(총자산, 매출액), 배당성향, 배당률, 이익수준, 최대주주 및 기관투자자 지분율, 연구개발비, 투자기회 등이 배당의사결정에 영향을 미친다. 연기금(국민연금, 사학연금, 공무원연금, 군인연금) 및 기관투자자와 외국인지분율이 높은 기업일수록 배당률과 배당성향이 높은 것으로 나타나 투자자의 성향이 배당정책에 중요한 영향요인으로 대두되고 있다. 배당정책 관련 선행연구의 요약은 다음과 같다.

성기성(1995)은 대리문제와 배당성향에 관한 연구에서 최적배당성향을 대리인이론의 관점에서 분석하였다. 이들은 내부자의 주식지분비율이 높을수록 배당성향은 감소하고, 주주의 수가 많을수록 배당성향은 증가한다고 주장하였다. 윤봉한(2004)은 배당성향의 결정요인으로 수익성, 투자기회, 대리인

비용, 이익의 변동성, 목표 레버리지 등의 기업 특성 변수를 제시하였다. 이들 요인 중에서 순이익과 투자기회가 배당성향에 가장 영향력 있는 요인이라고 주장하였다. 박경서 등(2003)은 국내 상장기업의 배당의사결정요인으로 부채비율, 매출액성장률, 영업위험, 현금흐름, 현금배당/영업이익, 대주주지분율, 금융기관지분율, 외국인지분율 등을 제시하면서 이들 요인과 투자자의 반응행태를 분석하였다. 총자산 대비 현금배당율의 비율을 종속변수로 사용하여 배당결정요인을 분석하는 것이 더 적절하며 부채비율은 배당결과와 유의한 음(-)의 영향을 나타내고 영업이익 및 현금흐름은 유의한 양(+)의 영향을 미친다고 주장하였다. 장승욱, 임병진(2010)은 배당정책 영향요인으로 기업규모(총자산), 최대주주 및 외국인 투자자지분율, 성장기회, 수익성 등의 기업특성변수들이 배당정책에 유의한 효과를 미친다고 주장하였다. 이장우 등(2011)은 기업지배구조가 배당정책에 중요한 영향을 미치며 내부자지분율과 외국인지분율이 높을수록 배당수준이 높고 기업가치도 상승한다고 주장한 바 있다. 이한득(2012)은 국내 기업의 배당지급여력과 배당성향을 분석하면서 배당정책의 결정요인으로 기업의 현금흐름, 재무적 건전성, 투자계획 등의 내부요인과 경쟁기업의 배당수준, 주주들의 배당에 대한 선호도와 특성, 기업 이미지, 경제상황 등의 외부요인들을 제시하였다. 남혜정(2016, 2017)은 재무분석가의 배당예측정확성을 검증하기 위해 시계열적 방법과 비교 분석하였다. 연구결과, 배당예측정확성 영향요인으로 배당성향이 중요한 요인이라는 점과 시계열적 방법에 비해 재무분석가의 배당예측과 이익예측정보가 더 정확하다는 연구결과를 제시하였다. 정현욱, 이강일(2018)은 배당예측모형의 주요 변수로 기업규모(총자산), 손실여부(당기순이익 더미변수), 부채비율, 매출액영업이익률, 영업활동현금흐름, 외국인지분율, 대형회계법인여부, 기업베타 등을 제시하였다. 김진우(2016)는 기업규모(총자산), 매출액성장률, 부채비율, 외국인지분율, 대주주지분율, 배당성향 등을 이

용하여 배당예측모형을 구축하였고, 이들 변수들이 배당지급여부에 중요한 요인이라고 지적하고 있다. 최문수, 최준희(2016)은 코스닥 e-비즈니스 기업의 배당 및 투자정책과 외국인투자자 지분율의 상관관계에 관한 연구를 수행하였다. 연구결과, 코스닥 e-비즈니스 기업의 배당성향과 시가배당수익률은 외국인투자자지분율(5%이상)에 유의한 영향을 미친다고 주장하였다.

Ahmad(2016)는 배당성향정책(dividend payout policy)의 영향요인으로 재무적 효율성, 안전, 위험, 수익성 변수를 제시하였다. 이들은 이자율, 투자자본수익률(ROI, return on investment), 부실채권(non performing loans), 총자산이익률(ROA, return on assets)이 배당성향정책에 유의한 영향을 미치는 것으로 주장하였다. Jabbouri(2016)는 유동비율과 현금비율의 유동성 변수, 총자산순이익률, 영업이익률의 수익성 변수, 그리고 기업규모(총자산, 매출액)가 배당정책결정에 중요한 영향요인이라고 지적하고 있다.

최근 회계학 및 금융학에서는 배당의 신호효과와 회계이익의 질(이익유연화, 이익지속성 및 발생액의 질)과의 상관관계에 대한 연구가 수행되고 있다. 회계이익의 질적 대응변수로 현금전환가능성, 재량적 발생액, 발생액의 질을 이용하여 배당정책과 재무건전성에 미치는 영향에 관한 연구가 수행되고 있다. Lawson and Wang(2016)은 배당정책과 감사인이 평가하는 회계이익의 질과의 상관관계에 관한 연구를 수행하였다. 연구결과, 배당정책은 배당기업의 회계이익의 질에 관한 정보를 제공하므로 무배당기업보다 감사위험을 감소시키고 감사수수료도 낮다고 주장한 바 있다.

### Ⅲ. 연구방법 및 분석절차

#### 1. 데이터수집 및 변수선정

본 연구의 목적은 배당금 증가 및 감소 등 배당정책영향요인을 추출하여 투자자에게 사전에 배당관

련 정보를 제공하여 투자의사결정에 기여하는 것이다. 이를 위해 최근 2년간(2017.01 ~ 2018.12) 코스피 및 코스닥 상장기업 중 현금배당 또는 주식배당을 실시한 1,143개 기업의 배당정보와 재무정보, 그리고 신용정보 등을 수집하였다. 국내외 배당정책 관련 선행연구를 정리한 결과, 기업업력(age), 신용등급, 배당성향, 손실여부(당기순이익 더미변수), 유동비율, 부채비율, 매출액증가율, 총자산영업이익률, 내부지분율, 외국인지분율, 기업베타 등이 배당지급여부를 결정하는 특성변수로 도출된 바 있다. 선행연구의 결과를 바탕으로 배당정책예측모형에서 사용하게 될 독립변수 총 19개를 선정하였다(<표 1> 참조). 배당정책예측모형의 종속변수는 2017년 대비 2018년 기말에 배당금이 증가한 기업과 배당금이 동일 또는 감소한 기업을 분류한 이진변수로 구성하였다. 다음으로 독립변수의 조작적 정의와 측정방법을 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 기업업력과 신용등급 변수이다. 기업존속기간(업력)은 상장소요기간과 상장유지기간으로 구분할 수 있다. 상장소요기간은 기업설립일로부터 최초 상장시점까지 존속한 기간이며 상장유지기간은 상장이후 계속기업으로 존속한 기간을 말한다(배재권, 2019). 상장소요기간과 상장유지기간이 길수록 계속기업에 대한 안정성과 건전성에 대한 불확실성이 낮아지기 때문에 배당금 지급 여력이 높아지게 된다. 배당정책과 관련된 것은 상장유지기간이며 일반적으로 상장유지기간이 긴 기업은 배당금을 안정적으로 지급하려는 유인을 가지게 된다. 신용등급은 해당 기업의 자산규모와 재무제표 연속보유기간에 따라 모형을 세분화하고 통계적 유의성을 기반으로 산업(중공업, 경공업, 건설업, 도소매업, 기타서비스업)을 구분하여 기업의 재무적 신용도를 구간 값으로 제시한 것으로 부실예측모형과 재무평점모형을 결합하여 산출한다(KISVALUE reference guide, 2015). 1등급부터 10등급까지 부여되며 최상급(1등급), 상급(2~3등급), 중급(4~6등급), 하급(7등급), 불량(8등급~10등급)으로 세분화할 수 있다. 신용등

급은 국내 A 신용평가기관이 측정한 신용등급을 사용하였다.

둘째, 배당관련변수이다. 배당성향은 당기순이익 중 지급된 배당금 총액의 비율로서 배당성향이 높을 수록 이익 중 배당금이 차지하는 비율이 높고 낮을 수록 사내유보율이 높다는 의미이다. 배당률은 주당 배당금 대비 액면가를 나타낸다. 자발적 저배당 및 배당생략 기업은 높은 성장가능성 예측에 기반을 두어 유보이익을 배당으로 유출하지 않고 재투자자원으로 활용한다.

셋째, 손실여부에 관한 변수이다. 당기순손실여부는 최근 2년간 당기순손실발생여부를 말하는 것이고, 주당순이익감소여부는 2018년 기말의 순이익 대비 발행주식수가 2017년에 비해 감소했는지를 말한다. 해당 기에 당기순손실 또는 주당순손실이 발생한 경우 배당지급여력이 낮아진다.

넷째, 유동성 관련 변수이다. 유동비율은 기업의 유동성을 평가하는데 이용되는 대표적인 지표로 현금보유비율로 대응해서 이용할 수 있다. 유동성이 풍부한 기업은 배당성향이 높고, 유동성 위기의 기업은 현실적으로 배당을 지급하기 어렵다. 따라서 유동비율은 배당지급여부와 유의한 영향을 미칠 것으로 예상할 수 있다.

다섯째, 안정성 관련 변수로 부채비율과 이자보상비율을 선정하였다. 이들 비율은 회사의 재무구조 분석결과로 단기채무지불능력인 유동성과 경기대응능력인 안정성을 측정하는 지표다. 총부채 대비 자기자본으로 구성된 부채비율은 대표적인 재무건전성지표이다. 부채비율이 높으면 자본조달의 어려움과 더불어 높은 이자비용과 파산위험을 부담하게 되어 배당을 감소시킬 것이다. 재무곤경 리스크가 높은 기업은 과다한 자금조달비용을 줄이기 위해 자금을 내부에 유보해야 할 필요성이 증가한다.

여섯째, 성장성 관련 변수로 총자산증가율과 매출액증가율을 고려할 수 있다. 총자산증가율과 매출액증가율은 투자기회 및 성장기회를 측정하는 변수이다. 미래 성장가능성이 높다고 예측되는 기업은

신규투자를 위해 유보이익을 늘려 이를 투자자원으로 활용한다. 따라서 총자산증가율과 매출액증가율은 사내유보율, 적립금 등 배당정책결정에 유의한 영향을 미칠 것으로 예상할 수 있다.

일곱째, 수익성 관련 변수로 매출액순이익률, 총자본영업이익률, 그리고 자기자본순이익률을 고려할 수 있다. 수익성비율은 주주와 채권자로부터 조달한 자본을 영업활동, 투자활동, 재무활동에 투자하여 얼마나 효율적으로 이용하였는가를 나타내므로 이해관계자들의 의사결정에 중요한 정보원으로 이용된다. 매출액순이익률, 총자본영업이익률, 그리고 자기자본순이익률은 배당지급여부 등 배당정책결정에 유의한 영향을 미칠 것으로 예상할 수 있다.

여덟째, 기업지배구조 관련 변수로 대주주지분율, 대주주지분율변동, 외국인지분율, 외국인지분율변동 등을 고려할 수 있다. 대주주지분율은 특수관계인을 포함한 대주주 1인 지분율이며, 외국인지분율은 외국인투자자지분율을 말한다. 외국인지분율은 주주와 경영자의 대리인 문제(agency problem)를 완화하는 효과적인 모니터링 수단으로 이용된다. 외국인투자자는 일반투자자에 지분율과 정보력 측면에서 일반투자자에 비해 우위에 있으므로 국내 기업의 배당정책결정에 중요한 영향을 미치고 있다. 일반적인 외국인투자자들은 경영권 행사보다는 고배당을 선호하는 경우가 많아 외국인투자자지분율이 높을수록 배당압력도 지속적으로 증가하고 있다. 따라서 대주주지분율과 외국인지분율의 변동률은 배당정책결정에 유의한 영향을 미칠 것으로 예상할 수 있다.

마지막으로 변동성 관련 변수로 기업베타계수(beta coefficient)를 고려할 수 있다. 베타계수는 증권시장 전체의 변동에 대한 개별자산의 수익률 민감도(sensitivity)를 나타낸다. 베타계수를 기준으로 기업의 위험수준을 고위험 집단과 저위험 집단으로 분류할 수 있다. 배당주나 내수성장주는 저변동성 주식으로 분류되며 이들 주식은 기관이나 외국인투자자지분이 많고 비교적 주가 변동 폭이 크지 않다는 특

정을 지니고 있다.

## 2. 분석절차 및 분석방법

본 연구는 [그림 1]과 같은 분석절차에 따라 진행된다. 단계 1은 데이터의 이해와 분석이다. 배당의사 결정 및 배당정책에 대한 이해와 배당정책예측에 사용 가능한 데이터를 파악하고 데이터의 일관성, 타

당성, 유용성을 검토한다. 단계 2는 데이터 준비단계로 데이터 사전처리와 연구변수의 전처리 과정을 실시한다. 배당정책과 관련 없는 속성과 극단치(outlier)를 제거하는 과정을 진행한다. 소프트웨어로는 데이터전처리, 기계학습, 데이터마이닝, 예측적 데이터분석 등을 활용할 수 있는 래피드마이너(RapidMiner)를 활용하고자 한다. 래피드마이너의 이상치 관련 기능인 Detect Outlier(Distances) 오퍼레

〈표 1〉 배당정책예측모형 구축을 위한 연구변수

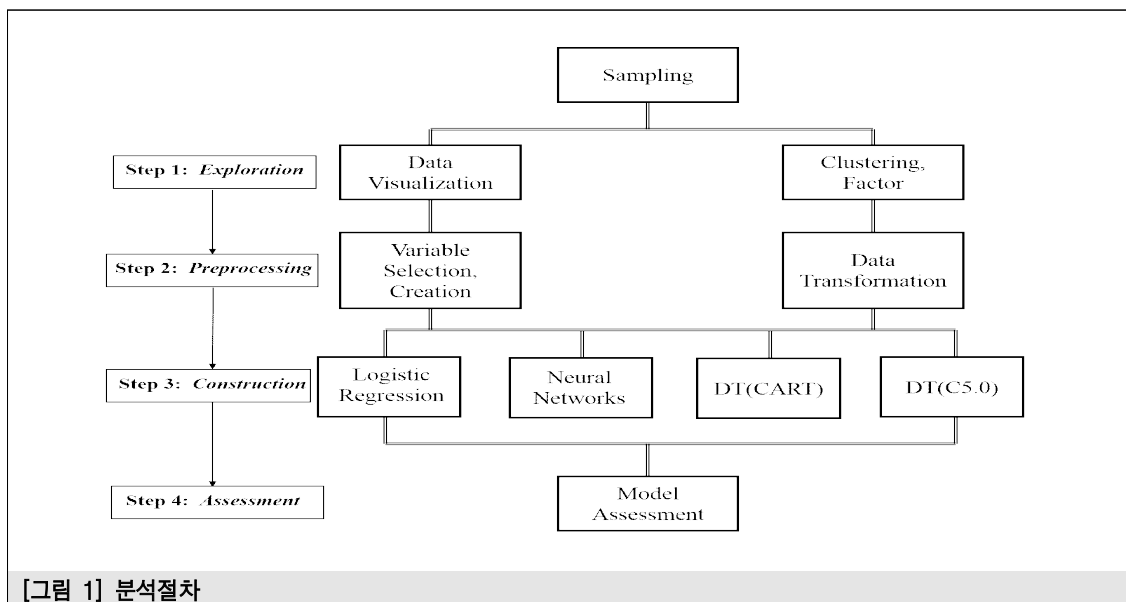
| 변 인   | 변 수 명      | 산 출 식   | 구 분    |
|-------|------------|---|--------|
| $Y$   | 배당정책       | 작년대비 배당금증가(1),<br>작년대비 배당금동일 또는 감소(0)             | 종속변수   |
| $X1$  | 상장유지일수     | 상장유지일수에 자연로그를 취한 값                                | 업력     |
| $X2$  | 신용등급       | 신용평가기관에서 발행한 신용등급                                 | 신용등급   |
| $X3$  | 배당성향       | = 배당금/당기순이익                                       | 배당정책변수 |
| $X4$  | 배당률        | = (주당배당금 / 액면가) * 100                             |        |
| $X5$  | 당기순손실여부    | 최근 2년간 당기순손실발생(1), 아니면(0)                         | 손실여부   |
| $X6$  | 주당순이익 감소여부 | 2018년 기말 (순이익/발행주식수)가 2017년에 비해 감소한 경우(1), 아니면(0) |        |
| $X7$  | 유동비율       | = (유동자산 / 유동부채) * 100                             | 유동성변수  |
| $X8$  | 부채비율       | = (총부채 / 자기자본) * 100                              | 안정성변수  |
| $X9$  | 이자보상비율     | = (영업이익 / 이자비용) * 100                             |        |
| $X10$ | 총자산증가율     | = [(기말총자산 - 기초총자산) / 기초총자산] * 100                 | 성장성변수  |
| $X11$ | 매출액증가율     | = [(당기매출액 - 전기매출액) / 전기매출액] * 100                 |        |
| $X12$ | 매출액순이익률    | = (순이익 / 매출액) * 100                               | 수익성변수  |
| $X13$ | 총자본영업이익률   | = (영업이익 / 총자본) * 100                              |        |
| $X14$ | 자기자본순이익률   | = (순이익 / 자기자본) * 100                              |        |
| $X15$ | 대주주지분율     | 특수관계인을 포함한 대주주 1인 지분율                             | 지배구조변수 |
| $X16$ | 대주주지분율변동   | 2017년 대비 2018년 기말 대주주 1인 지분율 감소(1), 동일 또는 증가(0)   |        |
| $X17$ | 외국인지분율     | 2018년도 기말 외국인투자자지분율                               |        |
| $X18$ | 외국인지분율변동   | 2017년 대비 2018년 기말 외국인지분율 감소(1), 동일 또는 증가(0)       |        |
| $X19$ | 기업베타       | 체계적인 위험   | 변동성    |

이터를 사용하여 116개 기업의 데이터를 제거하였다. 작년 대비 배당금이 증가한 기업과 배당금이 동일 또는 감소한 기업의 데이터에 대해 전처리 과정을 거쳐 총 1,143개 기업의 데이터를 분석에 활용하고, 모든 분석은 학습용과 검증용의 두 가지 데이터 셋으로 구성하였다. 즉, 학습용 데이터 셋(training dataset)으로 60%(626/1,143)을 사용하고, 나머지 40%(417/1,143)은 검증용 데이터 셋(validation dataset)으로 사용하였다. 예측정확도 포함한 예측성과의 신뢰성 및 타당성을 확보하기 위해 k-fold 교차검증(k-fold cross validation)을 수행하였다. 단계 3은 데이터 분석 및 모형화 단계로 분석용 데이터 마트(data mart)를 이용하여 배당정책예측모형을 구축하는 단계이다. 본 연구는 벤치마크 모델(benchmark model)로 로지스틱 회귀분석을 이용하였고, 인공지능기법으로는 신경망과 의사결정나무(CART, C5.0) 알고리즘을 이용하여 배당정책예측모형을 구축하였다. 단계 4에서는 검증용 데이터를 예측모형에 적용시킨 후 이들 모형의 예측정확도를 비교하여 그 유용성을 검증하고 최종적인 예측모형을 제시하고자 한다.

## IV. 연구모형 설계 및 연구결과

### 1. 로짓분석을 이용한 배당정책예측모형

종속변수가 명목척도로 측정된 범주형 질적변수인 경우에 모형개발을 위해서 사용할 수 있는 통계 분석방법이 로지스틱 회귀분석(로짓분석)이다. 배당정책(작년대비 배당금증가, 감소)을 종속변수로 설정하고, 신용정보, 배당정보, 손실정보, 재무정보, 그리고 지배구조정보로 이루어진 19개의 독립변수로 정의된 로짓분석을 수행하였다. 로짓분석은 종속변수가 범주형인 경우 사용하는 회귀분석의 확장방법으로 독립변수의 선형 결합을 이용하여 사건의 발생가능성을 예측하는데 사용되는 분류(classification) 기법이다. 로짓분석의 목적은 종속변수와 독립변수 간의 관계를 구체적인 함수로 나타내어 향후 예측모형에 사용하는 것이다. 로짓분석에서는 연구변수의 다중공선성 문제를 해결하기 위해 변수선택법을 고려하였으며 가장 안정적인 단계별선택법을 이용하여 로짓모형을 구축하였다. 단계별선택법은 다른 독립변수가 회귀식에 존재한 경우 종속변수에 영향력이 있는 변수들만을 회귀식에 포함하기 때문에 예측함수를 개발하는데 효과적이다(신용재, 서우중, 2016).



<표 2>와 <표 3>은 연구변수의 유의성 검증결과와 로짓모형의 예측정확도 결과이다. <표 2>에서 보는 바와 같이 연구변수 중에서 유의한 변수가 최종 로짓모형에 포함된다. 단계별선택법을 로짓분석에 적용한 결과, 19개 변수 중 총 5개의 변수가 최종 독립변수로 선정되었다. 포함된 변수로는 주당순이익감소여부(X6), 총자산증가율(X10), 매출액증가율(X11), 매출액순이익률(X12), 대주주지분율변동

(X16)이다. <표 3>은 검증용 데이터(dataset 1 기준)에 대한 로짓분석 기반 배당정책예측모형의 예측성 결과를 나타낸 것이다. 417개의 검증용 데이터에서 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘 케이스가 127개이고, 실제 배당동일·감소기업을 정확히 맞춘 케이스가 167개로 나타났다. 즉, 첫 번째 검증용 데이터 셋의 예측정확도는 70.50%이다.

〈표 2〉 로짓분석을 이용한 연구변수의 유의성 검증

| 변수명         | Coefficient<br>(회귀계수) | Std.Coefficient<br>(표준화계수) | p-Value<br>(유의확률) |
|-------------|-----------------------|----------------------------|-------------------|
| 상장유지일수      | -0.000                | -0.040                     | 0.690             |
| 신용등급=1      | 1.719                 | 1.719                      | 0.121             |
| 신용등급=2      | -0.309                | -0.309                     | 0.372             |
| 신용등급=3      | -0.113                | -0.113                     | 0.729             |
| 신용등급=5      | 0.047                 | 0.047                      | 0.883             |
| 신용등급=6      | -0.138                | -0.138                     | 0.740             |
| 신용등급=7      | 0.014                 | 0.014                      | 0.980             |
| 신용등급=8      | 0.552                 | 0.552                      | 0.542             |
| 배당성향        | 0.001                 | 0.049                      | 0.684             |
| 배당률         | -0.001                | -0.085                     | 0.447             |
| 당기순손실여부=1   | 0.069                 | 0.069                      | 0.823             |
| 주당순이익감소여부=1 | 1.315                 | 1.315                      | 0.000             |
| 유동비율        | 0.000                 | 0.048                      | 0.700             |
| 부채비율        | -0.001                | -0.071                     | 0.650             |
| 이자보상비율      | 0.000                 | 0.037                      | 0.699             |
| 총자산증가율      | -0.015                | -0.497                     | 0.051             |
| 매출액증가율      | -0.016                | -0.903                     | 0.002             |
| 매출액순이익률     | -0.026                | -0.585                     | 0.017             |
| 총자본영업이익률    | -0.050                | -0.311                     | 0.118             |
| 자기자본순이익률    | 0.003                 | 0.028                      | 0.910             |
| 대주주지분율      | -0.008                | -0.110                     | 0.264             |
| 대주주지분율변동=1  | -0.969                | -0.969                     | 0.000             |
| 외국인지분율      | -0.003                | -0.034                     | 0.749             |
| 외국인지분율변동=1  | 0.118                 | 0.118                      | 0.554             |
| 기업베타        | 0.055                 | 0.022                      | 0.824             |



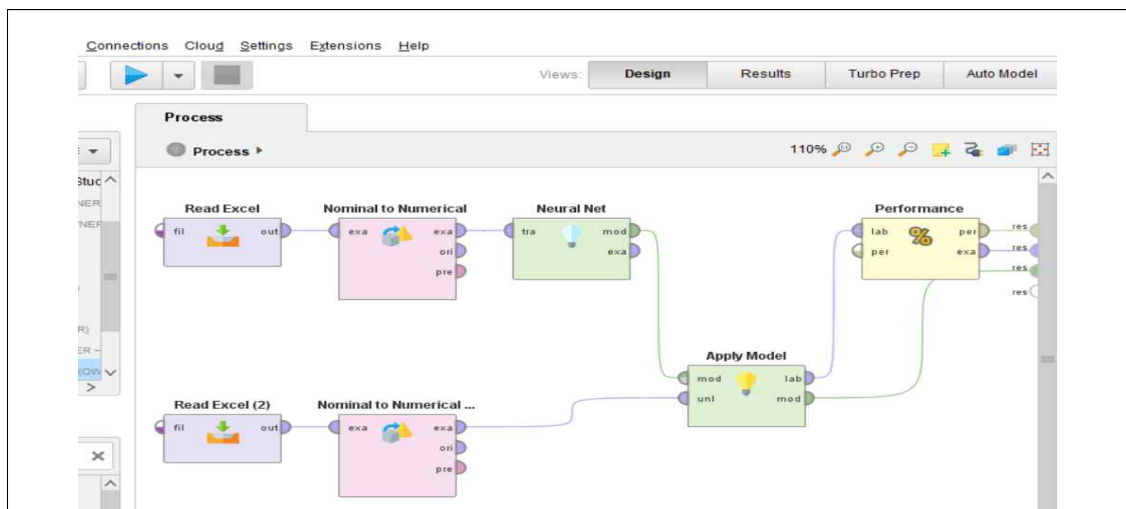
## 2. 신경망을 이용한 배당정책예측모형

신경망(neural networks)은 기계학습과 인지과학에서 생물학의 신경망(뇌)에서 영감을 얻은 통계학적 학습 알고리즘이다. 신경망은 시냅스(synapse)의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜 문제해결 능력을 가지는 기계학습 모델이다. 신경망은 부도예측, 신용등급예측, 외환시장거래, 신용카드부정행위발견 등 금융분야에서 활발하게 적용되고 있다(정지혜, 김태훈, 김상열, 2010). 신경망의 대표적인 아키텍처는 다층 전방향 신경망(multilayer feedforward neural networks)으로 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)의 삼층구조로 구

성된다. 전방향 신경망은 신경망 정보가 입력노드(input node)에서 은닉노드(hidden node)를 거쳐 출력노드(output node)까지 한 방향의 흐름으로 전달되며 순환 경로가 존재하지 않는 그래프를 형성한다. 신경망의 구조에서 입력계층의 입력노드 수는 학습자료 내의 독립변수 수인 '19개'로 설정하였다. 출력계층의 출력노드 수도 학습자료 내의 종속변수 수로 설정하였다. 은닉계층의 적절한 은닉노드 수는 신경망 초기에 미리 알 수 없으며, 실험을 통해 적절한 은닉노드 수를 결정한다. 본 연구는 시행착오법(trial and error method)과 Hornik(1981)의 선행연구를 토대로 다음과 같이 신경망 아키텍처(architecture)를 결정하였다. 다층 전방향 신경망의 구조에서 은닉층의

〈표 3〉 로짓분석 기반 배당정책예측모형의 예측성과(검증용 dataset 1)

|                           | true 1<br>(실제 배당증가기업) | true 0<br>(실제 배당동일·감소기업) | 예측정확도  |
|---------------------------|-----------------------|--------------------------|--------|
| pred. 1<br>(예측 배당증가기업)    | 127개                  | 53개                      | 70.56% |
| pred. 0<br>(예측 배당동일·감소기업) | 70개                   | 167개                     | 70.46% |
| class recall              | 64.47%                | 75.91%                   | 70.50% |



[그림 2] 신경망을 이용한 배당정책예측모형 모델링 단계

수는 1과 2로 설정(3층과 4층 신경망)하였고, 은닉노드의 수는 5개, 10개( $n/2$ ), 15개, 19개( $n$ ), 30개, 38개( $2n$ )로 설정하였다. 다음으로 학습률(learning rate)은 학습초기에 '1'로 설정하여 빠른 학습을 유도하고, 그 다음에는 가중치의 조정이 반복(iteration)됨에 따라서 천천히 학습률을 감소시켰다(배재권, 2019). [그림 2]는 래피드마이너(RapidMiner)의 신경망 데이터 분석 프로세스(모델링) 단계를 그림으로 도식화 한 것이다.

<표 4>는 은닉층과 은닉노드 수에 따른 신경망 예측정확도를 나타낸 것이다. 시행착오법을 통해 최적의 신경망 모델을 탐색한 결과 3층 신경망에서는 은닉노드의 수가 5개인 경우 예측정확도가 68.82%를 나타내었다. 4층 신경망에서도 은닉노드의 수가 5개인 경우 예측정확도가 67.63%를 나타내었다. <표 4>의 결과를 종합하여 최적의 신경망 구조는 예측정확도가 가장 우수한 3층 신경망(은닉노드의 수 5개)으로 결정되었다.

<표 5>는 검증용 데이터(dataset 1 기준)에 대한 신경망 기반 배당정책예측모형의 예측성과를 나타낸 것이다. 417개의 검증용 데이터에서 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘 케이스가 132개이고, 실제 배당동일·감소기업을 정확히 맞춘 케이스가 155개로 나타났다. 즉, 첫 번째 검증용 데이터 셋의 예측정확도는 68.82%로 나타났다.

### 3. 의사결정나무를 이용한 배당정책예측 모형

보다 효과적인 배당금 증가, 동일, 감소 여부를 분류하기 위한 방법으로 의사결정나무 방법을 채택하였다. 의사결정나무는 나무모양의 시각화 결과와 규칙(rule)이라는 형태로 지식을 표현하는 등 가장 이해하기 쉬운 인공지능기법으로 초기 빅데이터 분석 방법으로 널리 쓰이고 있다. 의사결정나무 알고리즘 중에서는 이산형(discrete) 종속변수의 분류를 처리하는 CART와 C5.0 알고리즘을 사용하였다. 의

〈표 4〉 은닉층과 은닉노드 수에 따른 신경망 예측정확도

| 은닉노드의 수      | 은닉층 1개<br>(3층 신경망) | 은닉층 2개<br>(4층 신경망) |
|--------------|--------------------|--------------------|
| 5개           | 68.82%             | 67.63%             |
| 10개( $n/2$ ) | 63.79%             | 65.23%             |
| 15개          | 66.19%             | 66.19%             |
| 19개( $n$ )   | 65.71%             | 65.47%             |
| 30개          | 66.43%             | 67.15%             |
| 38개( $2n$ )  | 63.07%             | 65.95%             |

〈표 5〉 신경망 기반 배당정책예측모형의 예측성과

|                           | true 1<br>(실제 배당증가기업) | true 0<br>(실제 배당동일·감소기업) | 예측정확도  |
|---------------------------|-----------------------|--------------------------|--------|
| pred. 1<br>(예측 배당증가기업)    | 132개                  | 65개                      | 67.01% |
| pred. 0<br>(예측 배당동일·감소기업) | 65개                   | 155개                     | 70.45% |
| class recall              | 67.01%                | 70.45%                   | 68.82% |

주) 신경망의 은닉층: 1계층, 은닉노드의 수: 5개

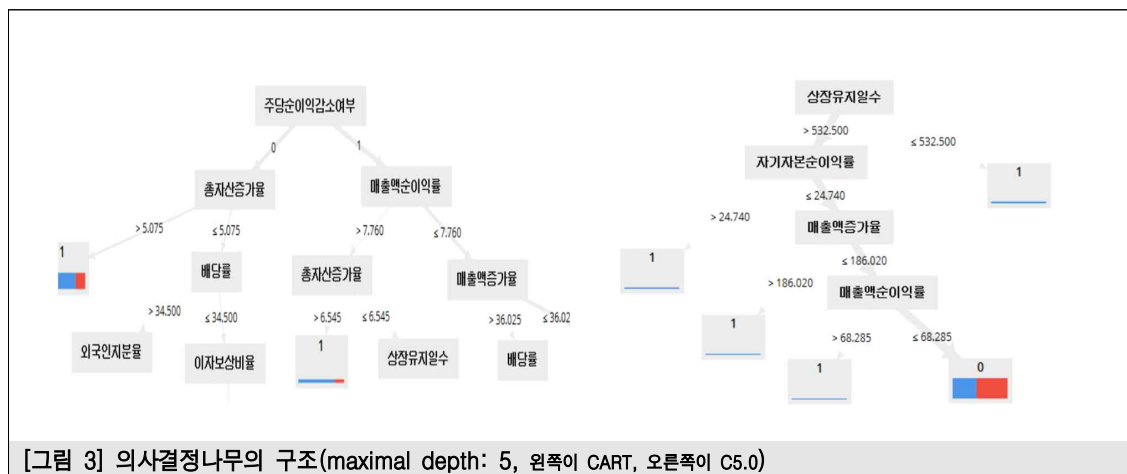
사결정나무의 설계과정에서 고려해야 할 요인으로  
는 분리기준(splitting criterion)과 정지규칙(stopping  
rule)이 있다(<표 6> 참고). 알고리즘 파라미터 설정  
으로는 CART는 지니지수(Gini index), C5.0는 엔트  
로피 지수(Entropy index)를 분리기준으로 설정하였다.  
정지규칙으로는 최대 나무구조의 깊이(maximum  
depth of tree)를 3 ~ 8 사이로 설정하여 나무모형을  
구축하였고, 예측정확도의 추세를 보고 최적의 나무  
구조 깊이를 탐색하였다.

[그림 3]은 CART와 C5.0로 추출된 분류나무  
(classification tree)의 규칙을 나타낸 것이다. 첫 번째  
데이터 셋(dataset 1) 기준으로 CART에서 가장 영향  
력 있는 변수로 뿌리마디(root node)의 위치에 있는  
주당순이익감소여부(X6)가 선정되었고, 다음으로  
총자산증가율(X10), 매출액순이익률(X12), 배당률  
(X4), 매출액증가율(X11) 순으로 분류되었다. C5.0  
의 경우에는 상장유지일수(X1)가 가장 영향력 있는

변수로 선정되었고, 다음으로 자기자본순이익률  
(X14), 매출액증가율(X11), 매출액순이익률(X12) 순  
으로 중요도가 분류되었다. 다른 데이터 셋에서의  
변수중요도 연구결과는 <표 9>에 정리하였다.

<표 7>과 <표 8>은 검증용 데이터(dataset 1 기준)  
에 대한 CART와 C5.0 기반 배당정책예측모형의 예  
측성결과를 나타낸 것이다. CART의 경우 417개의 검  
증용 데이터에서 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘  
케이스가 115개이고, 실제 배당동일·감소기업을 정  
확히 맞춘 케이스가 151개로 나타났다. 첫 번째 검증  
용 데이터 셋의 CART 예측정확도는 63.79%로 나타  
났다. C5.0의 경우 417개의 검증용 데이터에서 실제  
배당증가기업을 정확히 맞춘 케이스가 41개이고, 실  
제 배당동일·감소기업을 정확히 맞춘 케이스가 208  
개로 나타났다. 첫 번째 검증용 데이터 셋의 C5.0  
예측정확도는 59.71%로 나타났다.

| 〈표 6〉 최대 나무 깊이(정지규칙) 및 분리기준 |               |          |                                 |
|-----------------------------|---------------|----------|---------------------------------|
| 알고리즘                        | 분리기준          | 최대 나무 깊이 | 최소 케이스 수                        |
| CART                        | Gini Index    | 5        | Parent Node: 5<br>Child Node: 1 |
| C5.0                        | Entropy Index | 5        | Parent Node: 5<br>Child Node: 1 |



#### 4. 배당정책예측모형의 예측력 성과 비교

<표 9>는 로짓분석, 신경망, 의사결정나무 알고리즘을 이용하여 배당정책 의사결정에 영향을 미치는 독립변수들의 중요도 순위를 나타낸 것이다. 로짓분석은 주당순이익감소여부, 총자산증가율, 매출액증가율, 매출액순이익률, 대주주지분율변동 순으로 중요도가 분류되었다. 신경망에서는 신용등급을 가장 영향력 있는 변수로 판별하였고, 다음으로 매출액순이익률, 매출액증가율, 자기자본순이익률, 총자산증가율 순으로 중요도가 분류되었다. CART에서는 주당순이익감소여부가 가장 영향력 있는 변수로 선정되었고, 다음으로 총자산증가율, 매출액순이익률, 배당률, 매출액증가율 순으로 분류되었다. C5.0에서는 상장유지일수가 가장 영향력 있는 변수로 선정되었고, 다음으로 자기자본순이익률, 매출액증가율, 매출액순이익률 순으로 분류되었다.

종합하면, 배당정책예측을 위해 우선 고려해야 할 변수는 주당순이익감소여부이며, 중요도 순위에

가장 많이 언급된 매출액증가율(4회), 매출액순이익률(4회), 그리고 총자산증가율(3회)도 고려해야 할 요인으로 추출되었다.

다음으로 로짓분석, 신경망, CART, 그리고 C5.0 알고리즘을 이용하여 구축한 배당정책모형의 예측성과를 비교 분석하기 위해 교차검증을 통한 예측정확도(accuracy performance)를 제시하였다. <표 10>에서 보는 바와 같이 로짓분석의 평균 예측력은 69.78%로 나타나 가장 좋은 예측성과를 나타내었다. 다음으로 신경망이 66.14%, CART는 64.51%, 그리고 C5.0은 58.65%로 나타났다. 이와 같이 로짓분석의 평균 예측력이 가장 높아 우수한 모형으로 판정할 수 있으나 본 연구는 실제 배당동일·감소기업을 정확히 맞춘 것 보다는 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘 경우가 더욱 가치가 있다. 신경망의 경우 로짓분석에 비해 실제 배당증가기업을 더 정확히 맞춘 것으로 나타나 신경망이 가장 가치 있는 모형이라 판단할 수 있다.

〈표 7〉 의사결정나무(CART) 기반 배당정책예측모형의 예측성과

|                           | true 1<br>(실제 배당증가기업) | true 0<br>(실제 배당동일·감소기업) | 예측정확도  |
|---------------------------|-----------------------|--------------------------|--------|
| pred. 1<br>(예측 배당증가기업)    | 115개                  | 69개                      | 62.50% |
| pred. 0<br>(예측 배당동일·감소기업) | 82개                   | 151개                     | 64.81% |
| class recall              | 58.38%                | 68.64%                   | 63.79% |

〈표 8〉 의사결정나무(C5.0) 기반 배당정책예측모형의 예측성과

|                           | true 1<br>(실제 배당증가기업) | true 0<br>(실제 배당동일·감소기업) | 예측정확도  |
|---------------------------|-----------------------|--------------------------|--------|
| pred. 1<br>(예측 배당증가기업)    | 41개                   | 12개                      | 77.36% |
| pred. 0<br>(예측 배당동일·감소기업) | 156개                  | 208개                     | 57.14% |
| class recall              | 20.81%                | 94.55%                   | 59.71% |

## V. 결론 및 시사점

생활을 위해 정기적으로 현금이 필요한 고령층의 주주들은 배당성향이 높은 주식에 투자하고, 미래의 주가상승을 기대하는 투자자들은 배당성향이 낮은 주식에 투자한다. 또한 소득이 많아 높은 한계세율을 부담하는 주주들은 배당성향이 낮은 주식에 투자하며, 한계세율이 낮은 투자자들은 배당성향이 높은 주식에 투자한다. 이와 같이 투자자들이 각기 자신의 특정한 선호를 만족시킬 수 있는 배당성향을 가

진 주식에 투자하는 배당의 고객효과(clientele effect of dividend)가 발생한다. 최근에는 국외 요인(미중무역협상 갈등)으로 인해 국내 주식시장의 변동성이 커져 배당의 고객효과보다는 고배당주를 선호하는 현상이 두드러지고 있다. 개인 및 기관투자자 모두 배당금의 절대액보다는 전년도에 비해 얼마나 늘거나 줄었는가를 보여주는 배당금의 변화액을 더 중요시한다. 따라서 본 연구는 배당금을 지속적으로 증가시킨 기업의 특성을 파악하여 배당정책에 미치는 영향요인을 도출하고자 하였다.

〈표 9〉 배당정책 영향요인의 중요도 순위

| 순위  | 로짓분석      | 신경망      | CART      | C5.0     |
|-----|-----------|----------|-----------|----------|
| 1순위 | 주당순이익감소여부 | 신용등급     | 주당순이익감소여부 | 상장유지일수   |
| 2순위 | 총자산증가율    | 매출액순이익률  | 총자산증가율    | 자기자본순이익률 |
| 3순위 | 매출액증가율    | 매출액증가율   | 매출액순이익률   | 매출액증가율   |
| 4순위 | 매출액순이익률   | 자기자본순이익률 | 배당률       | 매출액순이익률  |
| 5순위 | 대주주지분율변동  | 총자산증가율   | 매출액증가율    | —        |

〈표 10〉 배당정책예측모형의 예측력 성과비교

| Data Set no. | 데이터유형 | 로짓분석          | 신경망           | CART          | C5.0          |
|--------------|-------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Dataset 1    | 훈련용   | 72.84%        | 79.87%        | 93.45%        | 61.18%        |
|              | 검증용   | 70.50%        | 68.82%        | 63.79%        | 59.71%        |
| Dataset 2    | 훈련용   | 74.60%        | 79.71%        | 89.46%        | 61.82%        |
|              | 검증용   | 69.78%        | 63.79%        | 62.35%        | 58.51%        |
| Dataset 3    | 훈련용   | 71.57%        | 81.47%        | 91.05%        | 60.06%        |
|              | 검증용   | 68.82%        | 65.47%        | 67.87%        | 57.79%        |
| Dataset 4    | 훈련용   | 74.76%        | 78.91%        | 89.94%        | 61.82%        |
|              | 검증용   | 68.59%        | 65.23%        | 68.35%        | 58.75%        |
| Dataset 5    | 훈련용   | 71.57%        | 78.27%        | 90.89%        | 62.14%        |
|              | 검증용   | 71.22%        | 67.39%        | 60.19%        | 58.51%        |
| 평균           | 훈련용   | 73.07%        | 79.65%        | 90.96%        | 61.40%        |
|              | 검증용   | <b>69.78%</b> | <b>66.14%</b> | <b>64.51%</b> | <b>58.65%</b> |

주) 신경망의 은닉층: 1계층, 은닉노드의 수: 5개

본 연구의 목적은 배당금 증가 및 감소 등 배당정책 영향요인을 추출하여 투자자에게 사전에 배당관련 정보를 제공하여 투자의사결정에 기여하는 것이다. 이를 위해 코스피 및 코스닥 상장기업 중 현금배당 또는 주식배당을 실시한 기업의 배당정보와 재무정보, 그리고 신용정보 등을 수집하였다. 배당금 감소 및 증가와 관련된 배당정책의 영향요인을 도출하고 이를 인공지능기법을 활용하여 배당정책예측모형을 구축하였다. 연구결과 및 시사점은 아래와 같다.

첫째, 기업업력(age), 신용등급, 배당성향, 손실여부, 유동비율, 부채비율, 매출액증가율, 총자산영업이익률, 내부지분율, 외국인지분율, 기업베타 등을 배당지급여부를 결정하는 특성변수로 도출하여 로짓분석을 수행하였다. 로짓분석 결과, 주당순이익감소여부(X6), 총자산증가율(X10), 매출액증가율(X11), 매출액순이익률(X12), 대주주지분율변동(X16)이 유의한 변수로 도출되었다. 주당순이익감소여부는 손실여부에 관한 변수로 해당 기에 당기순손실 또는 주당순손실이 발생한 경우 배당지급여력이 낮아진다는 것이다. 총자산증가율과 매출액증가율은 성장성 관련 변수로 투자기회 및 성장기회를 측정할 수 있는 변수이다. 회사의 높은 성장가능성 예측에 기반을 두어 이익을 배당하지 않고 유보함으로써 이를 투자자원으로 활용한다. 과거 성장률을 기반으로 예측한 미래 성장가능성이 높다고 판단한 경우 기업은 신규투자를 위해 기업 내부에 더욱 많은 현금을 유보할 가능성이 있다. 매출액순이익률은 수익성 관련 변수로 주주와 채권자로부터 조달한 자본을 영업활동, 투자활동, 재무활동에 투자하여 얼마나 효율적으로 이용하였는가를 나타낸다. 매출액순이익률은 배당지급여부와 양(+)의 관련성을 갖는 것으로 나타났다. 대주주지분율은 특수관계인을 포함한 대주주 1인 지분율이며, 지배구조 관련 변수이다. 대주주지분율의 변동률은 배당지급여부와 양(+)의 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

둘째, 배당정책 의사결정에 영향을 미치는 독립

변수들의 중요도 순위에서 로짓분석은 주당순이익감소여부, 총자산증가율, 매출액증가율, 매출액순이익률, 대주주지분율변동 순으로 중요도가 분류되었다. 신경망에서는 신용등급을 가장 영향력 있는 변수로 판별하였고, 다음으로 매출액순이익률, 매출액증가율, 자기자본순이익률, 총자산증가율 순으로 중요도가 분류되었다. CART에서는 주당순이익감소여부가 가장 영향력 있는 변수로 선정되었고, 다음으로 총자산증가율, 매출액순이익률, 배당률, 매출액증가율 순으로 분류되었다. C5.0에서는 상장유지일수가 가장 영향력 있는 변수로 선정되었고, 다음으로 자기자본순이익률, 매출액증가율, 매출액순이익률 순으로 분류되었다. 종합하면, 배당정책예측을 위해 우선 고려해야 할 변수는 주당순이익감소여부이며, 중요도 순위에 가장 많이 언급된 매출액증가율(4회), 매출액순이익률(4회), 그리고 총자산증가율(3회)도 고려해야 할 요인으로 추출되었다.

셋째, 로짓분석, 신경망, CART, 그리고 C5.0 알고리즘을 이용하여 구축한 배당정책모형의 예측성과 결과 로짓분석의 평균 예측력이 다른 인공지능기법에 비해 우수한 것으로 나타났다. 전체 케이스의 예측정확도가 아닌 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘 경우는 신경망이 로짓분석에 비해 더 우수한 결과를 나타내었다.

향후 연구에서는 래피드마이너(RapidMiner)의 고급 오퍼레이터(SVM, 유전자알고리즘 등)를 활용하여 배당정책예측모형의 고도화 연구를 수행할 계획이다. 또한 데이터 수집 기간을 늘려 최근 배당성향의 트렌드를 연구할 계획이다.

## References

1. 강나라 · 백원선(2016), "배당변화와 미래신용위험의 예측가능성", *회계학연구*, 41(2), 167-211.
2. 강태구 · 이창우 · 남혜정(2013), "배당의 미래이익예측력과 외국인투자자", *금융지식연구*, 11(3),

- 71-97.
3. 김진우(2016), "주식유동성이 배당정책에 미치는 효과", *기업경영연구*, 23(5), 133-157.
4. 남혜정(2017), "재무분석가의 배당예측정확성에 대한 연구", *세무와회계저널*, 18(6), 85-106.
5. 남혜정(2016), "배당지급 손실기업의 이익의 질에 대한 연구", *회계학연구*, 41(2), 213-241.
6. 박경서 · 이은정 · 이인무(2003), "국내기업의 배당행태와 투자자의 반응에 관한 연구", *재무연구*, 16(2), 195-229.
7. 배재권(2019), "인공지능기법을 이용한 코스닥 기업의 상장폐지위험요인에 관한 연구", *로고스 경영연구*, 17(2), 127-142.
8. 성기성(1995), "대리문제와 기업의 배당성향에 관한 연구", *경상논집*, 9(1), 73-89.
9. 신용재 · 서우중(2016), "라이프스타일이 모바일 헬스 앱 소비에 미치는 영향에 관한 연구", *e-비즈니스 연구*, 17(6), 157-173.
10. 윤봉한(2004), "배당성향과 기업특성간의 관계에 대한 장기분석", *대한경영학회지*, 45, 1409-1425.
11. 이장우 · 지성권 · 김용상(2011), "지배구조 고려 하의 배당정책이 기업가치에 미치는 영향에 관한 연구", *금융공학연구*, 10(3), 137-167.
12. 이한득(2012), "국내기업 배당지급 여력 낮다", *LGERI Report*, 1195, 2-17.
13. 장승욱 · 임병진(2010), "배당정책과 기업 특성에 관한 실증적 연구-부분조정모형을 중심으로", *기업경영연구*, 17(3), 146-157.
14. 정지혜 · 김태훈 · 김상열(2010), "중소기업의 도산예측모형에 관한 비교연구: 기술신용보증기금의 보증지원을 받은 기업을 중심으로", *e-비즈니스연구*, 11(5), 211-240.
15. 정현욱 · 이강일(2018), "손실기업 및 이익기업의 배당지급 여부와 재무분석가의 낙관적인 이익예측편의", *회계정보연구*, 36(4), 29-51.
16. 최문수 · 최춘희(2016), "코스닥 e-비즈니스 기업의 배당정책에 대한 외국인 투자자들의 영향력에 대한 연구", *e-비즈니스 연구*, 17(3), 73-92.
17. Ahmad, I.(2016), "Determinants of Dividend Payout Policy: An Empirical Study of Banking Sector of Pakistan", *Applied Studies in Agribusiness and Commerce*, 10(4), 101-106.
18. Fama, E. F., & K. R. French.(2001), "Disappearing Dividends: Changing Firm Characteristics or Lower Propensity to Pay?", *Journal of Financial Economics*, 60(1), 3-43.
19. Fama, E. F., & K. R. French.(2002), "Testing Tradeoff and Pecking Order Predictions about Dividends and Debt", *Review of Financial Studies*, 15(1), 1-33.
20. Hornik, K.(1991), "Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks", *Neural Networks*, 4, 251-257.
21. Jabbouri, I.(2016), "Determinants of Corporate Dividend Policy in Emerging Markets: Evidence from MENA Stock Markets", *Research in International Business and Finance*, 37(1), 283-298.
22. KISVALUE Reference Guide(2015), "KISVALUE Reference Guide", NICE Pricing & Information, 1, 1-150.
23. Lawson, B., & D. Wang.(2016), "The Earnings Quality Information Content of Dividend Policies and Audit Pricing", *Contemporary Accounting Research*, 33(4), 1685-1719.
24. Miller, M. H., & F. Modigliani.(1961), "Dividend Policy, Growth, and the Valuation of Shares", *The Journal of Business*, 34(4), 411-433.

## 국문초록

## 인공지능기법을 이용한 배당정책의 예측가능성에 관한 연구

배재권\*

배당정책(dividend policy)이란 기업이 벌어들인 이익을 주주에게 줄 배당금과 회사에 남겨둘 유보이익(retained earnings)으로 구분하는 의사결정을 말한다. 배당정책은 장단기투자정책, 자본조달정책과 더불어 중요한 기업의 재무적 정책결정사항이다. 경영자는 전기의 배당가능이익에서 기업의 성장과 주주의 이해를 고려하여 배당을 유보하거나 배당규모를 결정한다. 본 연구의 목적은 배당금 증가 및 감소 등 배당정책영향요인을 추출하여 투자자에게 사전에 배당관련 정보를 제공하여 투자의사결정에 기여하는 것이다. 이를 위해 최근 2년간(2017.01~2018.12) 코스피 및 코스닥 상장기업 중 현금배당 또는 주식배당을 실시한 기업의 배당정보와 재무정보, 그리고 신용정보 등을 수집하였다. 이를 바탕으로 배당금 감소 및 증가와 관련된 배당정책의 영향요인을 도출하고 이를 인공지능기법을 활용하여 배당정책예측모형을 구축하였다. 연구결과, 신경망에서는 신용등급을 가장 영향력 있는 변수로 판별하였고, 다음으로 매출액순이익률, 매출액증가율, 자기자본순이익률, 총자산증가율 순으로 중요도가 분류되었다. CART에서는 주당순이익감소여부가 가장 영향력 있는 변수로 선정되었고, 다음으로 총자산증가율, 매출액순이익률, 배당률, 매출액증가율 순으로 분류되었다. 평균 예측력 성과(검증용데이터)로는 로짓분석이 가장 좋은 예측성과(69.78%)를 나타내었으나 실제 배당증가기업을 정확히 맞춘 모형은 신경망으로 나타났다.

**주제어** : 배당정책(dividend policy), 배당정책예측모형, 신경망, 의사결정나무, 주당순이익감소여부, 매출액증가율

\* 계명대학교 경영대학 경영정보학전공 부교수 (제1저자, jkbae99@kmu.ac.kr)