

# 지능형 전망모형을 결합한 로보어드바이저 알고리즘

김선웅

국민대학교 비즈니스IT전문대학원  
([swkim@kookmin.ac.kr](mailto:swkim@kookmin.ac.kr))

최근 은행과 증권회사를 중심으로 다양한 로보어드바이저 금융상품들이 출시되고 있다. 로보어드바이저는 사람 대신 컴퓨터가 포트폴리오 자산배분에 대한 투자 결정을 실행하기 때문에 다양한 자산배분 알고리즘이 활용되고 있다. 본 연구에서는 대표적 로보어드바이저 알고리즘인 블랙리터만모형의 강점을 살리면서 객관적 투자자 전망을 도출할 수 있는 지능형 전망모형을 제안하고 이를 내재균형수익률과 결합하여 최종 포트폴리오를 도출하는 로보어드바이저 자산배분 알고리즘을 새로이 제안하며, 실제 주가자료를 이용한 실증분석 결과를 통해 전문가의 주관적 전망을 대신할 수 있는 지능형 전망모형의 실무적 적용 가능성을 보여주고자 한다.

그동안 주가 예측에서 우수한 성과를 보여주었던 기계학습 방법 중 SVM 모형을 이용하여 각 자산별 기대수익률에 대한 예측과 예측 확률을 도출하고 이를 각각 기대수익률에 대한 투자자 전망과 전망에 대한 신뢰도 수준의 입력변수로 활용하는 지능형 전망모형을 제안하였다. 시장포트폴리오로부터 도출된 내재균형수익률과 지능형 전망모형의 기대수익률, 확률을 결합하여 최종적인 블랙리터만모형의 최적포트폴리오를 도출하였다. 주가 자료는 2008년부터 2018년까지의 132개월 동안의 8개의 KOSPI 200 섹터지수 월별 자료를 분석하였다. 블랙리터만모형으로 도출된 최적포트폴리오의 결과가 기존의 평균분산모형이나 리스크패리티모형 등과 비교하여 우수한 성과를 보여주었다. 구체적으로 2008년부터 2015년까지의 In-Sample 자료에서 최적화된 블랙리터만모형을 2016년부터 2018년까지의 Out-Of-Sample 기간에 적용한 실증분석 결과에서 다른 알고리즘보다 수익과 위험 모두에서 좋은 성과를 기록하였다. 총수익률은 6.4%로 최고 수준이며, 위험지표인 MDD는 20.8%로 최저수준을 기록하였다. 수익과 위험을 동시에 고려하여 투자 성과를 측정하는 샤프비율 역시 0.17로 가장 좋은 결과를 보여주었다. 증권계의 애널리스트 전문가들이 발표하는 투자자 전망자료의 신뢰성이 낮은 상태에서, 본 연구에서 제안된 지능형 전망모형은 현재 빠른 속도로 확장되고 있는 로보어드바이저 관련 금융상품을 개발하고 운영하는 실무적 관점에서 본 연구는 의의가 있다고 판단된다.

**주제어** : 로보어드바이저, 평균분산모형, 지능형 전망모형, 블랙리터만모형

논문접수일 : 2019년 4월 29일    논문수정일 : 2019년 5월 20일    게재확정일 : 2019년 5월 28일

원고유형 : 일반논문    교신저자 : 김선웅

## 1. 서론

최근 자산관리시장에 로보어드바이저(Robo-Advisor)가 도입되면서 금융기관들은 앞 다투어 로보어드바이저 관련 금융상품들을 출시하고 있다. 로보어드바이저란 인간의 주관적 판단이나

개입 없이 수학적 규칙이나 알고리즘을 이용하여 투자자들에게 온라인상으로 자산배분(asset allocation) 포트폴리오를 제시하는 일종의 자산 관리 로봇(Robot)이라고 할 수 있다. 월가에서 2008년 첫 선을 보인 이후 2015년 기준 시장규모가 600억 달러로 확대되었으며, 2020년까지는 2

조 달러로 커질 것으로 예상되면서 연평균 100% 이상의 고속 성장세를 이어갈 것으로 기대되고 있다. 우리나라에서도 2016년 이세돌 대 알파고의 바둑대결로 전세계인의 관심을 불러일으켰던 알파고 쇼크 이후 인공지능에 대한 관심이 폭발적으로 증가하면서 은행이나 증권회사 등을 중심으로 사람이 아닌 기계가 투자 결정을 하는 로보어드바이저 금융상품들을 경쟁적으로 만들어 판매하고 있다. 디지털 금융상품의 대표 주자인 로보어드바이저는 그동안 부자들만을 상대로 고가의 수수료를 받고 자산관리를 해주었던 오프라인 PB(Private Banking) 영역이 저렴한 수수료를 무기로 소액투자자들에게도 서비스를 제공하는 ‘PB의 대중화 상품’으로 발전하고 있는 것이다. 그동안의 값비싼 자산관리 오프라인 상품이 저렴한 비용을 무기로 하는 소위 ‘fin-tech’로 진화하는 과정이라고 할 수 있다.

로보어드바이저 알고리즘은 그동안 금융공학 등에서 연구되어온 포트폴리오 최적화기법 등을 인공지능기법과 결합하면서 비약적인 발전을 거듭하고 있다. 로보어드바이저의 최적자산배분을 위한 계량모형은 현대포트폴리오이론의 기틀을 마련한 Markowitz(1952)의 평균분산모형(Mean-Variance Optimization model: MVO)을 기반으로 발전하고 있다. Beketov et al.(2018)이 미국의 주요 로보어드바이저 회사들의 자산배분 알고리즘의 활용 현황을 조사한 자료에 따르면 약 40%의 알고리즘이 평균분산모형으로 분류됨을 보여주고 있다. 여기에는 마코위츠의 평균분산모형뿐만 아니라 이로부터 발전해온 블랙리터만모형(Black-Litterman Optimization model: BLO)을 중심으로 한 다양한 평균분산모형들이 포함된다. 위험 구조가 다른 자산군들을 이용한 포트폴리오 구축의 대안모형으로는 리스크패러

티모형(Risk Parity Model: RPM)이 자리하고 있다. 기본적으로 자산군간 리스크 차이를 최소화하여 어느 특정 자산군에 의한 위험 지배 현상을 완화하는 실무적 알고리즘이라고 할 수 있다.

평균분산모형은 투자자들이 효율적 투자선(efficient frontier) 상의 포트폴리오를 선택함으로써 자신의 효용을 극대화할 수 있다고 주장하고 있다. 효율적 투자선은 동일한 위험도를 갖는 포트폴리오 중에서는 기대수익을 가장 크게 하는 포트폴리오를, 반대로 기대수익이 동일한 포트폴리오 중에서는 투자 위험도가 가장 낮은 포트폴리오들의 집합이다. 이 접근법은 투자 상품들의 기대수익률, 표준편차, 그리고 상관관계수만 알면 최적화모형을 통해 자신에게 최고의 효용을 가져다주는 포트폴리오를 선택할 수 있다는 장점이 있다. 특히, 입력변수들은 과거의 주가자료로부터 간단히 계산하기 때문에 모형의 적용이 쉽고 직관적이어서 포트폴리오이론의 발전에 많은 기여를 하였다. 이를 인정받아 Markowitz(1952)는 1990년 노벨경제학상을 수상하였다. 여러 장점에도 불구하고 평균분산모형을 주식시장에 실무적으로 적용하는 과정에서는 많은 문제점을 보여주고 있다. 실제 주가 자료를 이용하여 평균분산 최적해를 계산하면 기대수익이 높거나 음의 상관계수를 가진 일부 종목에 집중된 포트폴리오를 최적해로 제시하는 코너해(corner solution)로 인해 분산투자에 역행하는 결과를 보여준다(Idzorek, 2005; Walters, 2014). 또한 입력변수인 기대수익률이나 위험의 미세한 차이에도 평균분산기준 포트폴리오 최적해가 민감하게 반응하는 문제점을 보여준다. 과거 주가 자료를 이용하여 계산하는 기대수익률과 같은 입력변수는 샘플 자료의 선택에 따라 달라질 수 있는데, Best and Grauer(1991)에 의하면 특정 중

목의 기대수익률 입력변수가 조금만 증가하여도 전체 포트폴리오 구성종목 중 절반 이상에서 투자비중을 변화시킨다고 주장하였다.

Black and Litterman(1991)은 포트폴리오 분산 투자자의 장점을 유지하면서도 평균분산모형의 여러 문제점을 해결할 수 있는 블랙리터만모형을 발표하였다. 블랙리터만모형은 특정 종목군에 대한 과비중(overweighting)문제나 코너해문제를 보완하면서 투자자의 시장전망(investor views)을 직관적으로 반영할 수 있는 새로운 자산배분모형을 제시하여 실무적으로 해결하기 어려웠던 평균분산모형의 많은 문제점들을 해결하였다. 28개국 219개의 로보어드바이저 상품을 분석한 Beketov et al.(2018)의 연구에서 블랙리터만모형은 평균분산모형보다 사용하는 회사 숫자는 1/5 수준이지만 투자관리 자산규모(Asset under Management: AuM)는 1/3 수준으로 중소형 자산관리회사보다는 전문적 대형 투자기관들이 주로 블랙리터만모형을 활용하고 있는 것으로 분석된다.

He et al.(2013)는 호주 주식시장에서 애널리스트들의 주가전망 컨센서스를 시장 전체 대비 우호적, 비판적, 중립적 포트폴리오 집단으로 분류하고 각 포트폴리오의 과거 상대적 수익률을 투자자 전망행렬(view matrix)로 하여 블랙리터만모형에 적용한 결과 우수한 성과를 보여주었다. 그러나 매일매일 포트폴리오 리밸런싱(portfolio rebalancing)에 따른 거래비용이 과다 발생해 이를 고려하면 유의한 투자성과를 보여주지는 못했다. Kooli and Selam(2010)은 캐나다 주식시장에서 주요국 주가지수와 헤지펀드를 편입하여 블랙리터만모형에 적용하였다. S&P/TSX, S&P 500, MSCI EM, MSCI EAFE 등의 주가지수와 헤지펀드지수인 HFR를 이용하여 분석한 결과

헤지펀드의 편입효과는 잘 나타나지 않았다. 그러나 투자자 전망 정보를 저자가 임의의 값으로 입력하고 신뢰도 수준 역시 임의로 입력한 결과 이므로 실증분석 결과의 의미는 현실성이 부족하다.

Song et a.(2012)은 투자자 전망을 위한 전문가 평가로 대우증권을 선택하고 대우증권이 월별로 발표하는 추천 포트폴리오로부터 신뢰도수준을 도출하여 투자자 전망값과 신뢰도 수준자료를 확보하여 블랙리터만 포트폴리오를 최종적으로 도출하였다. 모수 추정기간과 포트폴리오 보유기간이 짧을수록 전문가평가를 이용한 블랙리터만모형의 포트폴리오 성과가 우수함을 보였다. Park(2016)은 로그 정규 확률변동성모형(log-normal stochastic volatility model)으로 추정한 수익률 자료를 블랙리터만모형의 투자자 전망자료로 사용하였다. 평균분산모형과 Copula-Opinion-Pooling 방법에 기초한 블랙리터만모형을 비교 분석한 결과 거래비용을 고려하지 않을 경우 평균분산모형에 기초한 블랙리터만모형의 투자 성과가 훨씬 우수한 것으로 나타났다.

베이지안을 이용하여 투자안의 균형기대수익률과 투자자 전망을 결합하는 블랙리터만모형의 장점에도 불구하고 애널리스트나 펀드매니저가 제공하는 입력변수로서의 투자자전망은 지극히 주관적이고 자의적이라는 한계점을 가지고 있다. 최근에는 다양한 분석기법을 활용하여 투자자전망에 대한 객관적 모형을 제안하는 연구들이 이루어지고 있다. Duqi et al.(2014)는 변동성 예측에 기초하여 투자자전망에 대한 객관적인 모형을 제안하고 블랙리터만모형에 적용하여 좋은 성과를 보여주었다. 미국의 다우지수 구성 30 종목을 대상으로 대표적 변동성모형인 GARCH

모형을 추정하고 추정된 변동성에 기초하여 기대수익률을 산정한 후 블랙리터만모형의 입력변수로 활용하여 블랙리터만모형의 장점이면서도 동시에 난제인 투자자 전망에 대한 객관적 모형의 제시를 시도하였다는 점에서 논문의 의의가 크다고 할 수 있다. Pyo and Lee(2018)는 주식시장에 관찰되는 이상현상(market anomaly) 중 저변동성 이상현상(low-risk anomaly)을 이용하여 투자자전망을 반영한 블랙리터만모형을 제안하고 한국의 주식시장에 적용하여 투자성과가 개선됨을 보여주었다. 기계학습기법을 이용하여 변동성을 예측하고 저변동성 포트폴리오가 고변동성 포트폴리오보다 더 높은 수익률을 나타내는 저변동성 이상현상을 활용하여 코스피200 주가지수 구성종목의 변동성 예측에 기초하여 투자자전망을 추정하였다. 이를 입력변수로 하는 블랙리터만모형의 샤프비율(Sharpe Ratio: SR) 등의 투자성과가 우수함을 보여주었다.

금융감독원이 최고의 연봉을 받고 있는 증권업계 애널리스트들의 주가 전망 보고서를 분석한 결과를 보면 실제 주가와 예측 주가의 괴리율이 20%를 넘는 것으로 나타나고 있다. 증권회사의 애널리스트들의 예측력이 낮아 금융감독원은 2017년부터 증권회사 애널리스트들의 목표주가 괴리율에 대한 공시제도를 도입했지만 공시제도 도입 이후의 예측 결과도 크게 개선되지 않고 있다. 더 큰 문제점은 증권 브로커리지 영업환경 등으로 인해 애널리스트들이 주가 상승 보고서 위주로 발표하고 있으며 주가 하락에 대한 보고서는 전체의 2%에 불과한 실정이다. 따라서 전문가의 주가 전망을 중요한 입력변수로 활용하는 블랙리터만모형의 실무 적용에서 왜곡된 결과를 도출하게 된다. 본 연구에서는 블랙리터만모형의 장점을 살리면서, 입력변수인 투자

자 전망 자료를 객관적으로 산출하기 위하여 기계학습방법을 제시한다. 이를 활용하여 얻어진 특정 종목군에 대한 기대수익률과 신뢰도 정보를 블랙리터만모형의 입력변수로 활용한다. 지능형 전망모형과 내재균형수익률을 결합하는 블랙리터만모형을 제안하고 국내 주식시장의 과거 주가 자료에 대한 주요 로보어드바이저 알고리즘의 포트폴리오 성과를 분석하고, 제안된 지능형 전망모형의 실무 적용 가능성을 검토하고자 한다.

제2장에서는 로보어드바이저 자산배분 알고리즘에 대한 소개를 하고, 제3장에서는 로보어드바이저 자산배분 알고리즘으로 지능형 전망모형이 결합된 블랙리터만모형을 제안한다. 제4장에서는 실험 설계와 실증분석 결과를 제시한다. 마지막 장에서는 연구 결과의 요약과 본 연구의 한계점을 논의한다.

## 2. 로보어드바이저 자산배분 알고리즘

### 2.1 평균분산모형과 리스크패리티모형

“계란을 한 바구니에 담지마라.”는 투자 격언은 투자에서 분산투자의 중요성을 강조하고 있다. 대부분의 투자자들은 실제 투자에서 분산투자를 고려하고 있지만 단순히 여러 자산에 나누어 투자하는 것만으로 분산투자를 잘하고 있다고 할 수 있을까? 분산투자에 대한 본격적인 연구는 Markowitz(1952)의 포트폴리오이론(portfolio theory)에 기초한 평균분산모형이 소개되면서 비약적인 발전을 하여왔다. 평균분산모형은 개별 투자자산군의 기대수익률과 위험을 평균과 분산으로 정의하고 다양한 포트폴리오

조합 중에서 지배원리(dominance principle)에 의하여 목표한 기대수익률 수준에서 투자 위험을 최소화하거나, 반대로 동일한 위험 하에서 기대수익률을 최대화하는 포트폴리오를 찾을 수 있는 계량모형이다. 평균분산모형에 기초하여 투자자들이 투자자금을 여러 자산에 적절히 배분함으로써 효용(utility)을 극대화할 수 있는 자산 배분모형(asset allocation models)들이 등장하였다. 특히, 정보기술의 발달로 컴퓨팅 능력이 향상되면서 운용자산 규모가 확대되고 있는 금융기관이나 연기금의 자산운용분야에서 평균분산모형에 기초한 여러 자산배분전략들이 실무적으로 활용되면서 업계와 학계의 공통 관심사가 되고 있다. 여기에 최근의 새로운 디지털 금융 트렌드로 나타나고 있는 로보어드바이저 금융상품의 출현과 폭발적 성장은 다양한 자산배분전략에 대한 연구 필요성을 증가시키고 있다.

평균분산모형의 포트폴리오 자산배분모형은 과거 추가자료를 이용하여 수익률과 공분산을 구하고 시계열 수익률의 평균을 기대수익률(expected return), 표준편차를 위험(risk)으로 인식하고 다음 식 (1)에서 각 자산별 최적투자비중  $\omega^*$ 를 갖는 포트폴리오  $W^*$ 를 구하는 계량모형이다.

$$\text{maximize}_{\omega} \omega^T \mu - \frac{\lambda}{2} \omega^T \Sigma \omega, \quad (1)$$

$\omega = n \times 1$  portfolio weight vector,  $\omega^T \mathbf{1} = 1$   
 $\mu = n \times 1$  expected return vector  
 $\Sigma = n \times n$  return covariance matrix  
 $\lambda =$  risk-averse coefficient

최종적으로는 효율적 투자선상의 포트폴리오 중 투자 위험 대비 수익률을 측정하는 다음의 샤프비율을 최대화하는 포트폴리오를 선택하면

Markowitz의 투자자 포트폴리오 최적 선택이 이루어진다.

$$SR = \frac{\omega^T \mu - r_f}{\sqrt{\omega^T \Sigma \omega}}, \quad (2)$$

where  $r_f$  is the risk-free rate.

한편, 리스크패리티모형은 각 자산군별로 포트폴리오의 위험에 기여하는 정도가 같아지도록 하여 어느 특정 자산에 의한 위험의 편중현상을 사전에 차단하고자 한다. 이 방법에서는 각 자산군별로 상대리스크기여도(Relative Contribution to Risk: RCR)가 같아지도록 할당되어야 하기 때문에 투자비중이 0인 자산군이 나타나지 않는다. 따라서 상대적으로 기존의 자산배분모형이 안고 있던 일부 자산군 집중배분현상으로부터 자유롭다는 장점이 있다. 리스크패리티모형은 각 자산의 전체 포트폴리오에 대한 위험의 기여도를 동일하게 만들어 위험을 최적화하는 모형으로서 포트폴리오 W의 위험을 Euler's theorem을 따라 전개하면 다음 식과 같다.

$$\sigma(W) = \sqrt{\omega^T \Sigma \omega} = \sum_{i=1}^n w_i \frac{\partial \sigma}{\partial w_i} = \sum_{i=1}^n \frac{w_i (\Sigma \omega)_i}{\sqrt{\omega^T \Sigma \omega}} \quad (3)$$

여기서 자산 i의 위험기여도(Absolute Contribution to Risk: ACR)는

$$w_i \frac{\partial \sigma}{\partial w_i} = \frac{w_i (\Sigma \omega)_i}{\sqrt{\omega^T \Sigma \omega}}, \quad i = 1, \dots, n \quad (4)$$

결국 리스크패리티를 만족하려면 각 투자 자산별로 다음 식을 만족해야 한다.

$$w_i (\Sigma \omega)_i = w_j (\Sigma \omega)_j, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, n \quad (5)$$

## 2.2 블랙리터만모형

실제 주가 자료를 이용하여 평균분산모형의 최적해를 구하면 특정 종목군에 대한 과도한 투자비중을 산출하는 코너해 문제를 일으키고, 또한 입력변수인 기대수익률이나 위험의 미세한 변화에 포트폴리오 최적해가 민감하게 반응하는 문제점을 보여준다. 미국의 골드만삭스증권회사에 근무하던 Black과 Litterman은 이러한 평균분산모형의 문제점을 보완하면서 투자자들의 시장 전망을 직관적으로 반영할 수 있는 블랙리터만모형을 발표하였다. 블랙리터만모형은 평균분산모형에 기초하면서도 시장포트폴리오(market portfolio)로부터 균형기대수익률을 도출하여 평균분산모형 입력변수의 불안정성을 극복하고 있다. 여기에 증권회사나 자산운용회사의 애널리스트들로부터 얻어지는 다양한 시장전망 자료를 손쉽게 자산배분모형에 반영할 수 있는 계량적 방법론을 제시함으로써 연기금이나 자산운용업계에서 널리 사용되는 자산배분모형이 되었다.

### 2.2.1 내재균형수익률 (Implied Equilibrium Return)

Markowitz의 평균분산모형에서는 각 자산들의 기대수익률 자료를 과거의 주가 수익률의 평균값을 이용해 계산하는 반면 블랙리터만모형에서는 각 자산들의 균형기대수익률을 시장포트폴리오로부터 추정하고 있다. 시장포트폴리오는 주식시장의 균형상태에서 전체 구성 종목의 시가총액 비율로 구성된 포트폴리오로서 위험자산 포트폴리오 중 가장 효율적 포트폴리오(efficient portfolio)라고 할 수 있다. 블랙리터만모형의 내재균형수익률은 시장포트폴리오로부터 reverse optimization을 통해 다음 식 (6)과 같이 구해진다.

$$\Pi = \lambda \Sigma w_m \tag{6}$$

$\Pi = n \times 1$  implied equilibrium returns for each asset  
 $w_m = n \times 1$  market portfolio weight of each asset

시장의 균형상태를 나타내는 시장포트폴리오로부터 각 자산군에 내재되어 있는 내재균형수익률을 계산하고 여기에 투자자 전망을 결합하여 최종 포트폴리오를 선택하는 과정을 통해 과거 주가 수익률로부터 기대수익률을 입력변수로 활용하는 Markowitz 평균분산모형의 실무적 한계점을 극복하고 있다.

### 2.2.2 투자자 전망(investor views)

블랙리터만모형에 의해 구해진 각 자산별 내재균형수익률에 대해 투자자가 다른 전망을 가지고 있지 않다면 최적 포트폴리오는 사전확률 분포인 시장포트폴리오와 같아진다. 그러나 투자자가 특정 자산이나 투자 종목에 대해서 내재균형수익률과 다른 기대수익률 전망을 가지고 있다면? 실제 로보어드바이저 자산배분전략에서 블랙리터만모형의 유용성은 이러한 투자자 전망을 내재균형수익률과 결합하여 새로운 사후확률 분포인 기대수익률벡터를 계산할 수 있는 논리를 제시하고 있다는 점이다. 투자자 전망은 예를 들어 주식 1의 미래 기대수익률이 5%로 예상된 다거나 또는 주식 1의 기대수익률이 주식 2의 기대수익률보다 2% 더 높을 것으로 예상된다는 같은 절대적 전망과 상대적 전망이 가능하다. 블랙리터만모형은 베이즈정리(Bayes' Theorem)에 의해서 사전에 알고 있던 시장포트폴리오의 확률 분포로부터 새로운 투자자 전망을 반영한 사후적 변경 결합확률분포를 구하게 된다.

투자자가 k개의 투자자 전망을 가지고 있다면 다음과 같은 식으로 투자자 전망을 구축할 수 있다.

$$Q_t = P_t \Pi_t + \epsilon_t, \quad \epsilon \sim N(0, \Omega) \quad (7)$$

$P$  :  $k \times n$  matrix of asset weights within each view  
 $Q$  :  $k \times 1$  vector of returns for each view  
 $\Omega$  :  $k \times k$  matrix of the covariance of the views

여기서 행렬  $P$ 의 각 전망에 대한 가중치 합은 절대적 전망의 경우는 1, 상대적 전망의 경우는 0이 되며,  $Q$ 는 각 전망의 수익률 값으로 이루어진 매트릭스이며,  $\epsilon$ 는 투자자전망의 오차항으로 투자자 전망의 불확실성 정도를 나타내며  $\Omega$ 는 각 전망의 독립성을 가정하여 대각행렬(diagonal matrix)이다.  $k$ 번째 전망에 대한 포트폴리오의 분산은 매트릭스  $P$ 의  $k$ 번째 행(row)을  $p_k$ 라고 하면  $p_k \Sigma p_k'$ 로 표시할 수 있다. 개념적으로 블랙리터만모형은 내재균형수익률벡터  $\Pi$ 와 전망벡터  $Q$ 의 가중평균으로 계산되며, 상대적 가중치는 상수  $\tau$ 와 전망의 불확실성을 나타내는  $\Omega$ 로 표시된다.  $\tau$ 와  $\Omega$ 에 대한 값은 Black and Litterman(1991)에서는 불명확하게 나타나고 있으나 후속 연구들에서 다양한 방식으로 그 값들을 제시하고 있다. 본 연구에서는 투자자 전망과 그 전망에 대한 신뢰도 수준(confidence levels)을 적절히 블랙리터만모형에 결합한 Idzorek(2005)의 방법론을 적용하고자 한다.

기본적으로 투자자 전망의 불확실성을 고려하는 요소로서 미래의 전망은 해당 종목군의 분산도에 비례할 것이다(He and Litterman, 1999).

$$\Omega \propto P(\tau \Sigma)P' \quad (8)$$

또한 투자자는 자신의 전망을 제시하면서도 전망에 대한 신뢰도 수준(confidence level)은 달라질 수 있기 때문에 신뢰도 수준 역시 전망행렬에 반영되어야 한다. 투자자 전망 오차항이 독립

이고 정규분포를 따르며, 투자자 전망에 대한 불확실성이 표본의 공분산에 비례한다면 투자자 전망 오차항은 다음 식과 같이 표시된다.

$$\Omega = \alpha P(\tau \Sigma)P' \quad (9)$$

$$\alpha = \frac{(1 - \text{confidence})}{\text{confidence}}$$

투자자 전망에 나타나는 신뢰도 수준(confidence)은 Walters(2014)의 불확실성계수(coefficient of uncertainty)  $\alpha$ 로 오차항에 반영하여 적절히 특정 전망의 신뢰도 수준을 반영할 수 있다.

만약 투자자가 특정 전망에 대하여 50%의 신뢰도를 가지고 있다면  $\alpha = 1$ 이 되며 80%의 신뢰도 수준을 가지고 있다면  $\alpha = 0.25$ 가 되어 결국 신뢰도 수준이 올라갈수록  $\alpha$ 가 줄어들어 투자자 전망의 불확실성을 낮추게 된다. 만약 투자자가 자신의 전망에 대해서 100%의 신뢰도를 가지고 있다면  $\Omega$ 의 원소들은 0이 입력된다. 결국  $\alpha$ 는 신뢰도수준에 따라 0부터 무한대까지 움직이지만, 신뢰도수준에 대한 애널리스트의 주관적 판단은 객관성이 결여될 것이므로 결국은 투자자 전망과 더불어 그 신뢰도 수준까지도 너무 주관적 판단에 좌우된다는 우려가 크다. 각 자산에 대한 투자자 전망과 더불어 전망에 대한 객관적 신뢰도 수준을 도출하는 모형에 대한 객관적 방법론에 대한 연구 의의는 크다고 하겠다.

### 2.2.3 블랙리터만 기대수익률의 도출

시장포트폴리오로부터 사전적으로 구한 내재균형수익률과 투자자 전망을 결합한 블랙리터만모형의 새로운 결합기대수익률벡터  $\mu_{BL}$ 과 공분산행렬  $\Sigma_{BL}$ 은 다음 식과 같다(Satchell and

Scowcroft, 2000).

$$\begin{aligned} \mu_{BL} &= [(\tau\Sigma)^{-1} + P'\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\Pi + P'\Omega^{-1}Q] \\ \Sigma_{BL} &= \Sigma + [(\tau\Sigma)^{-1} + P'\Omega^{-1}P]^{-1} \end{aligned} \quad (10)$$

$\mu_{BL}$  : Black-Litterman posterior combined return vector,  $n \times 1$

$\Sigma_{BL}$  : Black-Litterman covariance,  $n \times n$

이렇게 구해진 결합확률분포를 이용해 최종적으로는 블랙리터만 포트폴리오의 각 자산별 투자비중을 구한다.

$$\omega_{BL} = (\lambda\Sigma_{BL})^{-1}\mu_{BL} \quad (11)$$

### 3. 지능형 전망모형이 결합된 로보어드바이저 제안 시스템

투자자 시장전망이 적절히 주어진다면 블랙리터만모형은 이를 자산배분 과정에 잘 반영할 수 있는 강점을 가지고 있다. 그러나 투자자 시장전망의 정확도가 부족하다면 블랙리터만모형의 산출물은 단지 수학적 최적해에 불과할 수도 있다. 실제로 증권회사 애널리스트들의 주가 전망 보고서를 분석한 결과에서 주가 예측력이 낮고 또한 주가 상승 위주의 편중된 보고서가 대부분인 상황에서 전문가의 주가 전망을 중요한 입력 변수로 활용하는 블랙리터만모형의 실무 적용에서 한계점을 가지게 된다.

### 3.1 지능형 전망모형

본 연구에서는 투자자 시장전망의 객관적 산출모형 개발을 위하여 그동안 주식시장의 비선형적 주가 예측에서 우수한 성과를 보여주는 SVM(Support Vector Machines)모형을 이용한다 (Kim and Ahn, 2010; Kim and Ahn, 2014; Kim and Choi, 2017). 먼저 각 섹터지수의 최근 12개월 로그수익률 자료로부터 계산된 평균, 표준편차와 기술적 지표인 Stochastics %K, 이격도<sup>1)</sup>를 SVM 모형의 입력변수로 하여 12개월 후의 해당 섹터지수가 하락할 것인지, 상승할 것인지 아니면 변화하지 않을 것인지를 예측한다. 예측 분류 결과로부터 투자자 전망 Q를 다음 식(12)와 같이 계산한다(Reddy, 2018).

$$Q_t(k) = P_t\Pi_t(k) + \eta_k\sqrt{P_t\sum P'_t(k,k)} \quad (12)$$

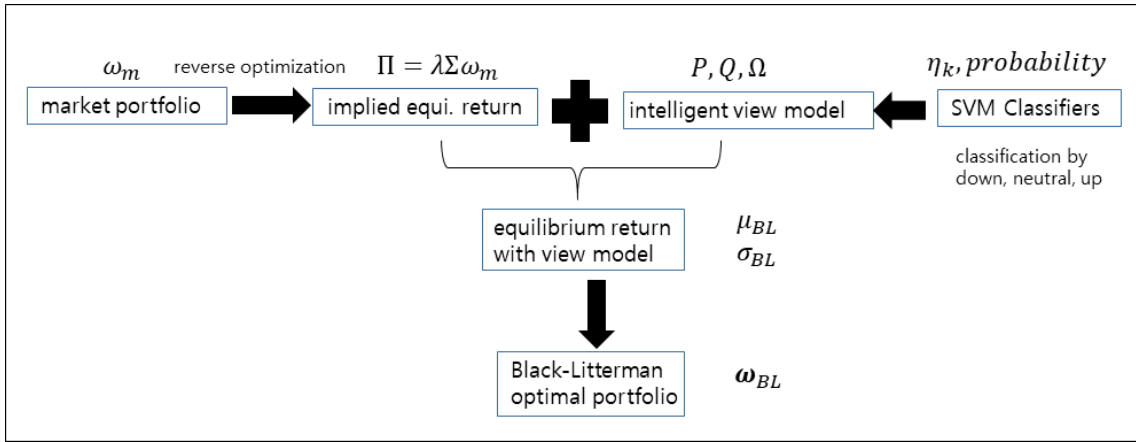
여기서  $\eta_k \in \{-1, 0, 1\}$ 는 각각 해당 섹터지수가 하락, 보합, 상승으로 예측된 전망 매개변수이다. 투자자 전망의 불확실성을 나타내는 식 (9)의  $\Omega$  계산에서 요구되는 전망의 신뢰도수준은 SVM 예측분류에서 구한 확률값을 활용하여 투자자 전망에 대한 주관적 신뢰도가 아니라 객관화된 정보를 이용한다.

### 3.2 지능형 전망모형을 결합한 로보어드바이저 제안모형

지능형 전망모형에서 도출된  $P, Q, \Omega$ 를 내재균형수익률과 결합하여 블랙리터만 기대수익률을

1) Stochastic %K<sub>t</sub> =  $\frac{C_t - L_{12}}{H_{12} - L_{12}} \times 100$ , 여기서  $C_t, L_{12}, H_{12}$ 는 각각 t월의 지수, 12개월 동안의 최저지수, 최고지수를 나타냄, 이격도<sub>t</sub> =  $\frac{C_t}{\text{average}(C, 12)} \times 100$ 로 계산





<Figure 1> Robo-Advisor System

도출하고 이렇게 구해진 결합확률분포를 이용해 최종적으로는 블랙리터만 최적포트폴리오의 각 섹터별 투자비중을 구한다. 이상의 과정을 그래프로 표시하면 위의 <Figure 1>과 같다.

## 4. 실험 설계 및 실증 분석

### 4.1 실험 데이터

본 연구의 로보어드바이저 자산배분 알고리즘 구현을 위한 자산군은 한국거래소가 코스피200 지수 구성종목을 산업군별로 재분류하여 발표하고 있는 8개의 코스피200 섹터지수이다. 구체적으로 에너지/화학(S1), 정보기술(S2), 금융(S3), 경기소비재(S4), 생활소비재(S5), 건설(S6), 중공업(S7), 철강/소재(S8) 등 8개 업종별 지수이며, 분석기간은 2008년 1월부터 2018년 12월까지의 132개월로 수익률 계산을 위한 지수 자료는 매 월말의 종가지수이다. 각 섹터별 월별 수익률은 로그 차분값으로 다음 식과 같이 계산한다.

$$r_{i,t} = [\ln(S_{i,t}) - \ln(S_{i,t-1})] \times 100, \quad t = 1, 2, \dots, 132 \quad (13)$$

where  $S_{i,t}$  is the  $i^{\text{th}}$  Sector index at the end of month  $t$

한국거래소는 본 연구의 분석자료인 8개의 섹터지수에 대하여 코스피200 섹터지수선물을 상장하여 거래하고 있기 때문에 투자자들은 본 연구의 분석 자료인 섹터지수를 선물을 이용하여 실제 투자에 활용할 수 있다. 다음 <Table 1>은 8개 섹터지수 수익률의 기초통계량을 보여주고 있다.

S1~S8은 각각 에너지/화학, 정보기술, 금융, 경기소비재, 생활소비재, 건설, 중공업, 철강/소재 등의 8개 섹터지수이며, Kurtosis가 크고 Skewness가 모두 (-)를 보여주고 있다. Jarque-Bera test에서 8개 섹터지수 수익률의 분포는 정규분포에서 벗어나고 있어 그동안의 다른 연구 결과와 일치하고 있다(김선웅, 최홍식, 2017). 로보어드바이저 알고리즘의 실증분석을 위한 학습용 데이터는 2008년부터 2015년까지의 8년으로 하며, 검증기간은 2016년부터 2018년까지의 3년으로 한다.

<Table 1> Statistics on Sector Index Returns

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
Mean	0.201	0.471	-0.266	0.204	0.148	-0.947	-0.890	-0.190
Standard Deviation	7.942	5.936	6.787	6.112	4.104	9.305	9.722	7.423
Skewness	-0.690	-0.321	-0.783	-0.533	-0.605	-0.849	-0.798	-1.069
Kurtosis	2.014	0.782	5.236	3.234	0.979	2.543	2.438	4.217
Jarque-Bera	28.65 (**)	4.35 (*)	150.20 (**)	57.17 (**)	11.84 (**)	48.87 (**)	43.32 (**)	118.13 (**)

\* significant at 90%, \*\* significant at 95%

## 4.2 실험 설계

### 4.2.1 내재균형수익률 산출

2008년부터 2015년까지의 학습용 데이터에서 각 섹터지수별 공분산과 시장포트폴리오의 시가총액 비율을 계산하고, 평균수익률과 표준편차를 계산하여 평균분산모형과의 성과를 비교한다. 내재균형수익률 산출을 위한 추가 입력변수인 위험회피계수  $\lambda$ 는 여러 연구에서 적용하고 있는 3을 사용한다(Drobetz, 2001; Dimson, 2003; Idzorek, 2005). 각 섹터지수별로 산출된 내재균형수익률과 평균분산모형의 입력변수인 평균수익률은 다음 <Figure 2>와 같다.



<Figure 2> Implied Equilibrium Return vs Average Return

안정적인 내재균형수익률에 비해 과거 수익률 자료에서 계산하는 평균수익률은 불안정한 모습을 보여주고 있어 실무적 문제점인 코너해 등이 발생할 것으로 예상된다.

### 4.2.2 지능형 전망모형 산출

지능형 전망모형은 주가지수와 같은 불안정한 시계열의 예측에서 우수한 성과를 보이는 SVM에 기초하고 있다. 먼저, 학습용 데이터에서 각 섹터지수별로 평균수익률, 표준편차, Stochastic %K, 그리고 이격도 등의 특성변수를 계산하여 SVM 모형의 입력변수로 활용하며, 각 섹터지수의 12개월 후의 주가지수를 하락, 보합, 상승으로 구분한 출력변수를 학습시킨다. SVM의 커널함수(kernel function)로는 일반적으로 많이 사용되는 선형함수(linear function), 가우시안 RBF함수(Gaussian radial basis function), 그리고 다항함수(polynomial function) 등을 사용하며, 비용상수인 조정파라미터 C와 감마(gamma) 파라미터 등의 값을 다양하게 변화시키면서 실험을 행하고 우수한 성과를 보이는 파라미터를 선택한다. Idzorek(2005)에서와 같이  $\tau$ 는 0.025로 설정하여

각 섹터지수별로 12개월 후의 주가지수의 상승, 하락, 포함 결과를 식 (9)를 통해 투자자전망의 불확실성 계수 Q를 계산한다.

#### 4.2.3 블랙리터만 결합모형 산출

내재균형수익률과 전망모형에서 산출된 기대 수익률과 전망확률을 결합하여 최종적으로 블랙리터만 기대수익률과 공분산을 구하고 여기에 평균분산모형의 최적화 알고리즘을 통해 최종적으로 블랙리터만 최적 포트폴리오에 대한 각 섹터지수별 투자 비율을 구한다.

#### 4.3 로보어드바이저 알고리즘의 실증 분석 결과

다음 <Figure 3>은 2016년의 평균분산모형과 블랙리터만모형의 최적 자산배분 결과를 비교하여 보여주고 있다. Markowitz의 평균분산모형의

문제점으로 지적된 코너해 문제가 실증 분석 결과에서 잘 나타나고 있다.



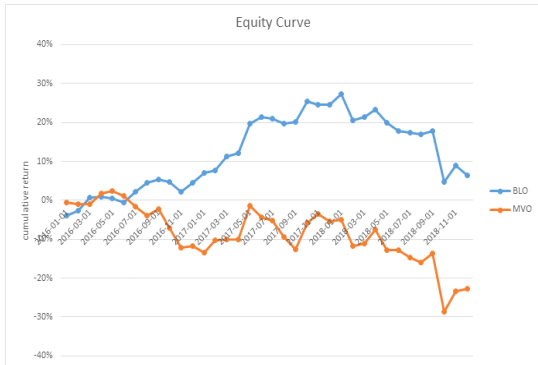
<Figure 3> Portfolio Weights Comparison(2016)

각각의 로보어드바이저 알고리즘 별 구체적인 자산배분 결과는 다음 <Table 2>와 같다. 2016년 뿐만 아니라 다른 연도에서도 최적 자산배분의 결과는 비슷한 양상을 보여주고 있다.

<Table 2> Portfolio Weights on Robo-Advisor Algorithms(%)

Algorithm	Year	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
MVO	2016	0	0	0	32.2	67.8	0	0	0
	2017	0	0	0	39.0	61.0	0	0	0
	2018	0	10.9	0	39.1	50.0	0	0	0
RPM	2016	9.0	14.6	10.5	13.2	27.0	8.2	7.7	9.8
	2017	8.9	13.7	10.2	13.6	27.6	8.5	7.8	9.7
	2018	7.9	15.2	11.4	15.0	25.0	8.3	7.3	9.9
BLO	2016	8.7	37.0	12.8	15.0	19.0	2.7	4.1	0.8
	2017	6.2	34.0	10.8	16.4	22.5	3.8	0.6	5.6
	2018	9.8	34.2	11.5	17.1	20.2	3.6	2.9	0.7
Market	2016	8.6	32.4	12.4	18.6	19.8	2.4	2.0	3.8
	2017	9.9	35.5	12.5	16.4	16.3	2.4	2.6	4.4
	2018	10.3	41.0	12.6	13.7	14.4	2.1	1.9	4.1

평균분산모형과 블랙리터만모형의 자산배분 결과 나타나는 수익률의 누적곡선인 Equity Curve를 그리면 <Figure 4>와 같다.



<Figure 4> Equity Curves on MVO and BLO

<Table 3>은 로보어드바이저 알고리즘에 따른 성과분석에 대한 요약보고서이다. 총수익률(Total Return)은 2016년부터 2018년까지 3년 동안의 누적된 수익률, 승률(Percent Profitable)은 수익이 났던 월의 비율, 손익비(Profit-Loss Ratio)는 평균수익을 평균손실로 나눈 비율, 최대손실폭(Maximum Draw-Down: MDD)은 Equity Curve 상의 최대 하락폭의 크기, 수익률(Return)은 월수

익률 평균의 연율화, 위험(Risk)은 월수익률 표준 편차의 연율화, 그리고 SR은 샤프비율을 각각 표시하며 샤프비율 계산에서 무위험이자율은 0으로 처리하였다.

2016년부터 2018년까지의 3년 동안 평균분산모형의 자산배분 결과는 -22.7%의 누적 손실을 기록한 반면 블랙리터만모형의 자산배분 결과는 +6.4%의 누적 수익률을 기록하고 있다. 이 수익률은 시장수익률 +4.4% 보다도 2.0% 이상 높은 수익이다. 수익률뿐만 아니라 승률과 손익비율도 높게 나타나고 있어, 블랙리터만모형은 수익성 측면에서 좋은 성과를 보여주고 있다고 판단된다. 한편 투자의 위험성을 측정하는 위험(risk) 수준도 낮은 편이며 투자자에게 현실적으로 가장 크게 다가오는 위험지표인 MDD에서도 블랙리터만모형의 자산배분 결과가 가장 낮은 MDD 값을 나타내고 있다. 수익과 위험도를 동시에 반영하여 투자 성과를 측정하는 최종 성과지표인 샤프비율에서도 블랙리터만모형의 자산배분 결과가 가장 높은 결과 값을 보여주고 있다. 비교를 위해 제시한 동일가중포트폴리오 Market(equal)의 결과도 시장포트폴리오와 큰 차이가 없다.

<Table 3> Performance Report on Robo-Advisor Algorithms(2016~2018)

Robo-Advisor	Total Return	Percent Profitable	Profit-Loss Ratio	MDD	Return	Risk	SR
MVO	-22.7	41.7	0.89	31.2	-7.6	14.3	-0.53
RPM	-0.4	50.0	0.99	23.7	-0.1	13.5	-0.01
BLO	6.4	55.6	0.93	20.8	2.1	12.2	0.17
Market	4.4	55.6	0.89	23.3	1.5	11.9	0.12
Market(equal)	4.3	52.8	0.97	23.6	1.4	14.9	0.10

## 5. 결론 및 연구의 한계점

본 연구는 최근 은행이나 증권회사 같은 대형 금융기관들이 앞 다투어 도입하고 있는 로보어드바이저 자산배분 알고리즘에 대한 새로운 접근법을 제안하고 그 실무적 적용 가능성을 검증하려고 하였다. Markowitz에 의해 정립된 평균분산모형은 계량화된 대표적인 자산배분 알고리즘이지만 실무적 적용에서 특정 자산군에 투자비중이 집중되는 코너해 문제 등을 야기한다. 평균분산모형으로부터 파생된 블랙리터만모형은 시장의 균형상태에서 역으로 내재균형수익률을 구하고 이를 입력변수로 처리함으로써 Markowitz 평균분산모형의 문제점을 극복하고 있다. 블랙리터만모형은 투자자 전망이 주어진 경우 내재균형수익률과 결합한 효율적인 자산배분 결과를 도출한다는 큰 장점을 가지고 있다. 증권회사나 자산운용회사의 애널리스트들이 발표하는 시장 전망이나 자산 수익률 전망들의 정확성이 결여되어 있다는 여러 보고서가 나오는 상황에서 본 연구에서는 투자자 전망을 객관화하기 위한 기계학습방법을 제안하였다. 지능형 전망모형에서도 출된 전망 자료를 내재균형수익률과 결합한 블랙리터만 최적 포트폴리오를 산출하고자 시도하였다.

투자자 전망모형으로는 그동안 주가 예측에서 우수한 예측력을 보여주었던 SVM을 활용하였다. 각 자산별로 12개월 후의 주가 전망을 하락, 보합, 상승으로 예측하고 예측된 결과를 이용해 각 자산의 기대수익률을 도출하고 이를 투자자 전망값으로 입력하였다. 전망값에 대한 신뢰도 수준은 SVM의 확률값을 활용하였다. 이렇게 도출된 전망의 결과값을 내재균형수익률과 결합하여 블랙리터만 최적 포트폴리오를 도출하여 기

존의 알고리즘들과 비교하였다.

실증분석을 위한 자료는 2008년부터 2018년까지의 11년 동안의 132개월 동안의 8개의 KOSPI 200 섹터지수를 분석하였다. 구체적으로 2016년부터 2018년까지의 Out-Of-Sample 기간에 적용한 실증분석 결과에서 블랙리터만모형의 최적 포트폴리오는 다른 로보어드바이저 알고리즘들보다 우수한 성과를 보여주었다. 3년 총수익률은 6.4%로 최고 수준이며, 투자자들이 느끼는 위험 지표인 MDD는 20.8%로 최저수준을 기록하였다. 수익과 위험을 동시에 고려하여 투자 성과를 측정하는 샤프비율 역시 0.17로 가장 좋은 결과를 보여주었다.

전문 애널리스트들이 발표하는 투자자 전망 자료의 신뢰성이 낮은 상태에서 투자자 전망에 대한 객관적 전망모형을 제안하였다는 점에서 본 연구는 의의가 크다고 할 수 있다. 이러한 장점에도 불구하고 본 연구는 많은 한계점을 가지고 있다. 우선 투자에 수반되는 거래비용을 고려하지 않고 실증분석을 행함으로써 현실성을 결여했다고 볼 수 있다. 실제 투자에서 발생할 수 있는 다양한 거래비용을 고려하면 좀 더 실제적인 모형으로 발전할 수 있을 것이다. 또한 최근에는 주가를 예측하는 고도화된 다양한 기계학습 방법들이 개발되고 있기 때문에 SVM 이외에도 다양한 기계학습 방법론을 투자자 전망모형에 도입할 필요가 있겠다. 이를 통해 제안된 모형보다 우수한 성과를 보여주는 로보어드바이저 자산배분 알고리즘의 개발도 가능해질 수 있을 것이다.

## 참고문헌(References)

- Beketov, M., K. Lehmann and M. Wittke, “Robo Advisors: quantitative methods inside the robot”, *Journal of Asset Management*, Vol.19 (2018), 363~370.
- Best, M. and R. Grauer, “On the sensitivity of mean-variance-efficient portfolios to changes in asset means- Some analytical and computational results”, *The Review of Financial Studies*, Vol.4(1991), 315~342.
- Black, F. and R. Litterman, “Asset allocation: Combing investor views with market equilibrium”, *Journal of Fixed Income*, Vol.1 (1991), 7~18.
- Duqi, A., L. Franci and G. Torluccio, “The Black-Litterman model: The definition of views based on volatility forecasts”, *Applied Financial Economics*, Vol.24(2014), 1285~1296.
- He, P., A. Grant and J. Fabre, “Economic value of analyst recommendations in Australia: An application of the Black-Litterman asset allocation model”, *Accounting and Finance*, Vol.53(2013), 441~470.
- Idzorek, T., “A step-by-step guide to the Black-Litterman model”, Ibbotson Associates, Working Paper, 2005.
- Kim, K.-j. and H. Ahn, “Optimization of Support Vector Machines for financial forecasting”, *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.17(2011), 223~236.
- Kim, S.W and H. Ahn, “Development of an intelligent trading system using Support Vector Machines and genetic algorithms”, *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.16(2010), 71~92.
- Kim, S.W. and H.S. Choi, “Estimation of GARCH models and performance analysis of volatility trading system using Support Vector Regression”, *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.23(2017), 107~122.
- Kooli, M. and M. Selam, “Revisiting the Black-Litterman model: The case of hedge funds”, *Journal of Derivatives & Hedge Funds*, Vol.16(2010), 70~81.
- Markowitz, H., “Portfolio selection”, *The Journal of Finance*, Vol.7(1952), 77~91.
- Park, J. J., “The performance comparison between the Black-Litterman mean-variance and Copula-Option-Pooling model”, *Korean Journal of Financial Studies*, Vol.45(2016), 343~378.
- Pyo, S. and J. Lee, “Exploiting the low-risk anomaly using machine learning to enhance the Black-Litterman framework: Evidence from South Korea”, *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol.51(2018), 1~12.
- Reddy, P., “Black-Litterman portfolios with machine learning derived views”, available at [www.reaserchgate.net](http://www.reaserchgate.net), 2018, 1~28.
- Satchell, S. and A. Scowcroft, “A demystification of the Black-Litterman model: Managing quantitative and traditional construction”, *Journal of Asset Management*, Vol.1(2000), 138~150.
- Song, J., Y. Lee and G. Park, “Sector investment strategy with the Black-Litterman model”, *Korean Management Science Review*, Vol.29 (2012), 57~71.
- Walters, J., “The Black-Litterman model in detail”, Jay Walters, CFA, 2014.

## Abstract

# Robo-Advisor Algorithm with Intelligent View Model

Sunwoong Kim\*

Recently banks and large financial institutions have introduced lots of Robo-Advisor products. Robo-Advisor is a Robot to produce the optimal asset allocation portfolio for investors by using the financial engineering algorithms without any human intervention. Since the first introduction in Wall Street in 2008, the market size has grown to 60 billion dollars and is expected to expand to 2,000 billion dollars by 2020. Since Robo-Advisor algorithms suggest asset allocation output to investors, mathematical or statistical asset allocation strategies are applied. Mean variance optimization model developed by Markowitz is the typical asset allocation model. The model is a simple but quite intuitive portfolio strategy. For example, assets are allocated in order to minimize the risk on the portfolio while maximizing the expected return on the portfolio using optimization techniques. Despite its theoretical background, both academics and practitioners find that the standard mean variance optimization portfolio is very sensitive to the expected returns calculated by past price data. Corner solutions are often found to be allocated only to a few assets.

The Black-Litterman Optimization model overcomes these problems by choosing a neutral Capital Asset Pricing Model equilibrium point. Implied equilibrium returns of each asset are derived from equilibrium market portfolio through reverse optimization. The Black-Litterman model uses a Bayesian approach to combine the subjective views on the price forecast of one or more assets with implied equilibrium returns, resulting a new estimates of risk and expected returns. These new estimates can produce optimal portfolio by the well-known Markowitz mean-variance optimization algorithm. If the investor does not have any views on his asset classes, the Black-Litterman optimization model produce the same portfolio as the market portfolio. What if the subjective views are incorrect? A survey on reports of stocks performance recommended by securities analysts show very poor results. Therefore the incorrect views combined with implied equilibrium returns may produce very poor portfolio output to the Black-Litterman model users.

---

\* Corresponding Author: Sunwoong Kim  
Graduate School of Business IT, Kookmin University  
77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul 02707, Korea  
Tel: +82-2-910-5471, Fax: +82-2-910-4017, E-mail: swkim@kookmin.ac.kr

This paper suggests an objective investor views model based on Support Vector Machines(SVM), which have showed good performance results in stock price forecasting. SVM is a discriminative classifier defined by a separating hyper plane. The linear, radial basis and polynomial kernel functions are used to learn the hyper planes. Input variables for the SVM are returns, standard deviations, Stochastics %K and price parity degree for each asset class. SVM output returns expected stock price movements and their probabilities, which are used as input variables in the intelligent views model. The stock price movements are categorized by three phases; down, neutral and up. The expected stock returns make P matrix and their probability results are used in Q matrix. Implied equilibrium returns vector is combined with the intelligent views matrix, resulting the Black-Litterman optimal portfolio. For comparisons, Markowitz mean-variance optimization model and risk parity model are used. The value weighted market portfolio and equal weighted market portfolio are used as benchmark indexes.

We collect the 8 KOSPI 200 sector indexes from January 2008 to December 2018 including 132 monthly index values. Training period is from 2008 to 2015 and testing period is from 2016 to 2018. Our suggested intelligent view model combined with implied equilibrium returns produced the optimal Black-Litterman portfolio. The out of sample period portfolio showed better performance compared with the well-known Markowitz mean-variance optimization portfolio, risk parity portfolio and market portfolio. The total return from 3 year-period Black-Litterman portfolio records 6.4%, which is the highest value. The maximum draw down is -20.8%, which is also the lowest value. Sharpe Ratio shows the highest value, 0.17. It measures the return to risk ratio. Overall, our suggested view model shows the possibility of replacing subjective analysts's views with objective view model for practitioners to apply the Robo-Advisor asset allocation algorithms in the real trading fields.

**Key Words** : Robo-Advisor, Mean-Variance Optimization, Intelligent View Model, Black-Litterman Model

Received : April 29, 2019 Revised : May 20, 2019 Accepted : May 28, 2019

Publication Type : Regular Paper Corresponding Author : Sunwoong Kim



## 저자 소개



### 김선웅

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 부교수로 재직 중이다. 서울대학교 경영학과에서 경영학사를 취득하고, KAIST 경영과학과에서 투자론을 전공하여 공학석사와 공학박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 트레이딩시스템, 투자공학, 헤지펀드와 자산운용이다.