

블랙리터만과 모멘텀을 결합한 적극적 자산배분 전략 연구

이창훈* · 배원성**

〈요 약〉

본 연구에서는 마코위츠(Markowitz)의 평균분산(Mean-variance) 이론을 개선한 블랙리터만(Black-Litterman) 모형에 모멘텀 전략을 결합한 새로운 적극적 자산배분 모델을 제안한다. 블랙리터만 모형은 시장균형 포트폴리오가 내재하는 기대수익률에 투자자의 시장전망을 반영시킴으로써 평균분산 모형의 코너 해(corner solution) 문제를 체계적으로 해결하여 실무에서 많이 사용하고 있다. 다만 시장전망이 투자자의 주관에 따라 전문가의 지식과 경험에 의존하는 부분이 크다. 본 논문에서는 최근 시계열 데이터를 이용하여 계량적인 모멘텀 점수를 만들어 시장 변화에 대응할 수 있는 객관적인 방법을 제안한다. 또한 포트폴리오 편입자산 선택기준을 우수한 자산을 선택하는 상대모멘텀 전략과 하락손실을 제한하는 절대모멘텀 전략을 접목하여 더 높은 기대 수익률과 낮은 위험 달성이 가능함을 보여준다. 이 모델은 고정비중, 평균분산, 시장전망이 없는 블랙리터만 모델보다 수익률이 높고 변동성, MDD 등 포트폴리오 평가지표의 우수함을 확인하였다. 제안된 모델은 시장을 예측하지 않고 시장 변화에 대응하는 모델로 모형이 단순하고 직관적이라 쉽게 이해할 수 있다는 데 의의가 있다. 이 방법은 로보어드바이저와 같은 데이터 기반의 사람 개입이 필요 없는 자동화솔루션에 활용 가능할 것으로 기대된다.

주제어 : 자산배분, 평균분산, 블랙리터만, 듀얼모멘텀, 로보어드바이저

논문접수일 : 2023. 11. 20. 1차 수정일 : 2023. 12. 11. 2차 수정일 : 2024. 03. 04. 게재확정일 : 2024. 03. 13.

* 제1저자, 고려대학교 대학원 금융공학협동과정 박사과정, 02-2229-6081, E-mail: signurs@korea.ac.kr

** 교신저자, 퀴터백그룹 R&D Leader, 02-6105-6531, E-mail: ws.bae@qbggroup.co.kr

I. 서론

포트폴리오의 자산배분 전략은 포트폴리오 이론(portfolio theory)으로 불리는 평균분산 최적화(Mean-Variance Optimization, MVO) 모형이 소개되면서 비약적인 발전을 해왔다(Markowitz, 1952). 평균분산 모형은 투자자가 기대수익률과 위험(분산 또는 표준편차)간의 트레이드오프(trade-off)를 고려하여 최적의 자산배분을 찾는 방법이다. 여러자산으로 구성된 포트폴리오를 구성할 때, 각 자산의 기대수익률과 공분산을 고려하여 각 자산의 포트폴리오 가중치를 계산하며, 목표는 주어진 수익 수준에서 가능한 최소의 위험을 가지는 포트폴리오를 찾는 것이다. 평균분산 모형은 이론적으로 가장 효율성이 높은 포트폴리오지만 현실에서 적용하기에는 여러가지 실무적인 문제가 있었다. 실제 과거 주가자료를 사용하여 계산해 보면 일부 자산에 포트폴리오의 가중치가 집중되는 코너 해(corner solution) 문제가 발생하여, 분산투자에 역행하는 결과를 보여주었다(Walters, 2014). 또한 입력되는 데이터의 작은 변화에도 도출되는 포트폴리오의 구성 비중이 크게 변화였고, 투자자가 가지고 있는 정보를 모델에 추가할 수 없으며, 입력 데이터가 같다면 모두 같은 최적화 모형을 가지게 된다(Best and Grauer, 1991; Idzorek, 2004). 따라서, 실제 환경에서는 자산별 배분 비중, 개별 자산 선택, 위험 허용 정도 등이 제약조건으로 따르는 경우가 많아 사후적으로 포트폴리오를 재조정하는 등의 문제가 지속해서 발생한다.

이런 문제를 개선하고자 블랙(Fischer Black)과 리터만(Robert Litterman)은 베이지안 방법론(Bayesian approach)을 도입하여 중립적 시장정보를 전제로 한 균형기대수익률(equilibrium expected return)에 투자자의 전망(investor's subjective views)을 반영한 전망기대수익률(view expected return)을 결합한 블랙 리터만 모형을 소개하였다(Black and Litterman, 1991a). 블랙리터만 모형으로 평균분산 모형의 코너 해 문제를 보완할 수 있었으나, 투자자의 전망이라는 주관적인 관점을 사용함으로써 전문가의 판단이 포트폴리오 가중치를 설정하는 데 큰 영향을 미치게 되었다. 그로 인해, 전문가의 주관적인 판단으로 기대수익률을 조정하는 투자자 전망은 지극히 주관적이라 설명력과 객관성이 떨어져 자의적이라는 한계점을 가지고 있다.

본 연구에서는 블랙리터만 모형의 장점을 살리면서, 투자자 전망의 주관성을 배제하기 위해 최근 시계열 데이터에 가중치를 부여하는 모멘텀(momentum) 기법을 결합한 블랙리터만 모델을 제안한다. 또한 포트폴리오의 수익률을 높이고 위험을 줄이기 위해 상대강도(relative strength)와 추세추종법(trend-following method)을 조합한 듀얼모멘텀(dual momentum) 전략(Antonacci, 2013)을 이용한 포트폴리오 자산구성 방법을 제시한다. 이 모델은 기존 블랙리터만 모형에서 사용하는 전문가의 주관적인 경험 대신 시계열 데이터의 객관적인 자료를 사용함으로써 자의적인 전망이라는 문제를 해결하였으며 실무에서 많이 사용하는

모멘텀 현상을 포트폴리오 이론과 접목했다는 부분에서 기존 연구와 차별성을 가진다. 이 논문의 기여는 시계열 데이터만 입력변수로 사용하여 쉽고 단순하면서도 시장변화에 대응 가능한 자산배분 모델을 제시하였다는 점이라 볼 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ장에서는 블랙리터만 모델과 모멘텀 현상에 대한 선행 연구를 소개하고, 제Ⅲ장에서는 블랙리터만과 모멘텀 전략을 활용한 새로운 적극적 자산배분 모델의 설계 방법을 설명한다. 제Ⅳ장에서는 제안된 모델을 바탕으로 실증분석 결과를 기술한다. 마지막 장에서는 연구 내용을 요약하고 연구의 한계를 검토한다.

Ⅱ. 선행연구

1. 블랙리터만

블랙리터만 모형은 평균분산 모형의 코너 해 문제와 입력변수의 미세한 변화에도 포트폴리오의 최적해가 급격하게 반응하는 문제점 등을 보완한 자산배분 모형으로, 시장에 내재된 균형기대수익률과 시장에 대한 투자자의 주관적 전망을 결합하여 기대수익률을 계산한다. 이 모형은 기대수익률에 투자자의 견해를 계량적 방법론으로 쉽게 결합할 수 있어 연기금이나 자산운용업계에서 널리 사용되는 자산배분 모형이 되었다.

블랙리터만 모형은 베이저안 방법을 자산배분에 적용한 것이라고 볼 수 있다(Kolm and Ritter, 2017). 베이저안 방법론은 어떤 사건이 일어날 확률을 구하기 위해 선행적인 가설로 설정된 사전적(prior) 전망에 추가적인 데이터를 통해 사전적 전망을 업데이트하여 최종적으로 사후적(posterior) 전망으로 확률을 구한다. 베이저안 추정 방법의 장점은 데이터가 충분하지 않은 경우 사전 정보에 대한 가중치를 높여서 데이터의 의존도를 줄일 수 있고, 데이터가 있는 경우 사전 정보를 업데이트 함으로써 보완된 사후 결과를 도출할 수 있다. 블랙리터만 모형에서는 균형기대수익률은 사전적 전망에 해당하며, 주관적 전망은 사전 정보를 업데이트하는 우도함수(likelihood function)이고, 최종적인 기대수익률의 추정치가 사후적 전망에 해당한다(최영민, 2021).

$$\mu \sim N(\Pi, \tau\Sigma) \quad (1)$$

식 (1)은 균형기대수익률의 사전적 분포(prior distribution)이다. Π 는 $\lambda\Sigma w_{mkt}$ 식을 통해 계산된 값으로 기대수익률 벡터 μ 의 사전적 분포 기대값이다. 주관적 전망은 베이저안 관점에서 μ 에 대한 사전 확률을 업데이트하는 우도에 해당한다. 사전적 기대수익률 μ 를 아래 식 (2)로 업데이트 한다.

$$P\mu = Q + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \Omega) \quad (2)$$

$$f(Q | \mu) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(P\mu - Q)^T \Omega^{-1}(P\mu - Q)\right]$$

P는 n개의 자산군에 대한 k개 전망을 나타내는 전망 행렬이며, Q는 전망 행렬에 대한 기대수익률이다. Ω 는 주관적 전망에 대한 불확실성 수준을 나타낸다. 사전적 기대수익률인 μ 와 우도인 $f(Q | \mu)$ 를 이용해 주관적 전망을 조건부로 하는 사후적 확률분포(posterior distribution) $p(Q | \mu)$ 를 아래와 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} p(Q | \mu) &\propto f(Q | \mu) \pi(\mu) \\ &\propto N(P\mu, \Omega) \times N(\Pi, \tau\Sigma) \\ &\propto \exp\left[-\frac{1}{2}(P\mu - Q)^T \Omega^{-1}(P\mu - Q)\right] \exp\left[-\frac{1}{2}(\mu - \Pi)^T \tau\Sigma(\mu - \Pi)\right] \\ &\propto \{(P\mu - Q)^T \Omega^{-1}(P\mu - Q)\} \{(\mu - \Pi)^T \tau\Sigma(\mu - \Pi)\} \end{aligned} \quad (3)$$

위의 식 (3)을 μ 에 대해서 정리하면 아래 식 (4)와 같이 사후전망에 해당하는 결합 기대수익률을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu | Q &\sim N(\mu_{BL}, M_{BL}^{-1}) \\ \mu_{BL} &= [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T \Omega^{-1} P]^{-1} [(\tau\Sigma)^{-1} \Pi + P^T \Omega^{-1} Q], \\ M_{BL}^{-1} &= [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T \Omega^{-1} P] \end{aligned} \quad (4)$$

사후적(posterior) 수익률 μ_{BL} 은 균형기대수익률 Π 와 전망기대수익률 Q의 가중평균으로 이해할 수 있으며, 가중치는 τ, Ω 의 크기로 조정할 수 있다. Π 에 대한 불확실성이 크다면, τ 를 크게 결정하여 μ_{BL} 에서 Π 에 대한 영향을 줄이고 Q의 영향력을 증가하게 할 수 있다. 즉, 주관적 전망에 대한 가중치를 높이고 싶을 때 τ 를 크게 하거나, Ω 를 작게 결정하면 된다.

블랙리터만 모형이 도입된 이후, 해당 모형의 이론적 기반을 구축하기 위한 연구가 지속되었다(Black and Litterman, 1991b, 1992; He and Litterman, 2002; Litterman et al., 2003). 또한, 다양한 국가에서 해당 모형을 개선한 연구가 확대되었다. 호주 증권시장에서는 전문가의 추천 종목을 시장 전체 대비 우호적, 중립적, 비관적으로 분류하고, 블랙리터만 모형의 입력변수인 투자자 전망 행렬(view matrix)에 각 포트폴리오의 과거 상대적 수익률을 넣어 적용한 결과 우수한 성과를 보여주었다(He et al., 2013). 미국 주식시장에서도 증권분석

전문가들이 제시하는 목표 주가를 활용하여 블랙리터만 모형으로 최적화된 포트폴리오의 성과가 시장 대표지수인 S&P 500의 성과보다 우수함을 확인하였다(Chen et al., 2015). 우리나라에서의 연구로는 대우증권에서 발표한 월별 추천 포트폴리오를 전문가의 전망으로 제시한 것보다 모멘텀과 전문가 평가를 혼합한 모델이 낮은 위험을 가지며 성과가 비슷하거나 우수함을 보여주었다(송정민 외, 2012). 또한, 블랙리터만 모형과 ETF 이용하여 인헨스드 인덱스 펀드(enhanced index fund)를 구성하는 방법을 제시(박기경 외, 2013)하였으며, 블랙리터만 모형에 기계학습 방법 중 하나인 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)모형을 적용한 로보어드바이저 알고리즘 모델을 제안하였다(김선웅, 2019). 최근에는 국민연금과 같은 기금에서도 'MVO 모형에 제약이나 통제가 가해진 자산배분'을 자산운용을 담당하는 기관 투자자가 자신의 전망이 반영되어 있지 않은 중립적 포트폴리오로 간주하고, 기관의 전문성과 장기 시장전망을 반영하는 블랙리터만 모형 최적화 연구를 진행하였다(최영민 외, 2019, 2021).

2. 모멘텀 현상

금융시장에서 모멘텀이란 투자수익이 지속되는 경향을 말한다. 모멘텀 투자는 과거 오랜 시간부터 긴 역사가 있지만, 1990년에 들어서야 학계에서 모멘텀을 진지하게 연구하기 시작했다. Bradford DeLong et al.(1990)은 모멘텀 수익을 설명해 주는 최초의 체계적인 행동 모형을 개발했다. 이 연구에 의하면 긍정적인 피드백 전략을 따르는 트레이더는 상승주를 사고 하락주를 판다. 그 결과 주가는 과잉 반응하게 되고, 따라서 모멘텀 수익이 가능해진다. 모멘텀에 관련한 추가적인 연구는 Jegadeesh and Titman(1993)이 발표한 논문으로 1965~1989년의 미국상장 주식을 분석하여, 최근 6~12개월 승자 주가 이후 6~12개월간 패자 주보다 약 월평균 1%p 위험조정 수익이 앞선다는 것을 발견하였다. 8년이 지난 2001년에도 본외(out-of-sample) 검증을 한 논문 발표를 통해, 1990~1998년에도 동일한 현상이 발생했음을 추가로 발견하였다(Jegadeesh and Titman, 2001). 해당 연구 이후 수많은 모멘텀 관련 연구가 촉발되었다. 효율적 시장가설의 대표 연구자들도 논문에서 모멘텀은 효율적 시장가설의 제1의 시장 이상 현상(anomaly)으로 설명하며(Fama and French, 2008), 최근 과거 수익률이 높았던 주식은 미래에도 높은 수익률을 보이는 경향이 있다고 말했다. 모멘텀 투자는 12개 이상의 자산군과 40개 이상의 나라에서 효과가 있는 것으로 밝혀졌다(Asness et al., 2013). 1800년대부터 모멘텀 효과가 존재했다는 연구(Geczy and Samonov, 2016)가 있을 정도로 모멘텀 효과는 금융시장에서 잘 알려진 현상으로 연구자들은 모멘텀이 다양한 자산군과 자산군 포트폴리오에서 효과를 보인다.

기존 연구에서 검증된 모멘텀 효과를 바탕으로 Antonacci(2013)는 상대모멘텀(Relative Momentum)과 절대모멘텀(Absolute Momentum)을 결합한 듀얼모멘텀(Dual Momentum)

전략을 발표하였다. 상대모멘텀은 2개 이상의 자산을 동일 시점에 비교하여 상대적으로 수익이 우수한 자산을 선택하는 방법이다. 학계에서는 횡단면 모멘텀(cross-sectional momentum)과 동일한 개념으로 사용하며, 상대 강도(Relative strength)라고 불리기도 한다(Levy, 1967). 절대모멘텀은 수익률의 계열상관(serial-correlation)이 지속될 것이라는 전제를 바탕으로 만든 추세추종 전략이다. 강세장에서는 주식 등 기대수익이 높은 자산에 투자하고, 약세장에서는 현금이나 채권 등을 보유한다. 강세장과 약세장의 판단은 자산의 관찰기간(lookback-period) 이전의 수익률과 현재를 비교하여 결정한다. 절대모멘텀은 시계열 모멘텀(time-series momentum)이라고도 불리며, 해당 연구에서는 자산의 과거 1년 수익률과 미래 1개월 수익률의 자기 공분산(auto-covariance)이 상당한 양의 값이 보임을 확인했다(Moskowitz et al., 2012).

듀얼모멘텀 전략 발표 이후 이를 개선한 다양한 연구가 지속적으로 진행되었다. Faber(2007, 2010)는 관찰기간을 10개월 이동평균선으로 사용하는 규칙을 제시하여, 상당한 주목을 받고 많은 실무자들이 해당 방법을 채택하였다. 10개월 이동평균 방식은 일일 이동평균선을 이용할 때보다 거래 횟수가 줄고 가격 등락에 따른 이중 손해를 줄일 수 있다. Keller and Keuning(2016)는 듀얼모멘텀 전략의 변동성이 높은 부분을 보완하기 위해 방어비율(protection rate)이라는 개념을 도입한 PAA(Protective Asset Allocation)전략을 제안하여 하락장에서 안전자산의 비율을 동적으로 조정해 포트폴리오의 변동성을 완화하고 투자 성과를 개선하였다. 이후에도 꾸준히 전략을 개선하여 경기의 상승과 하락을 판단할 수 있는 카나리아 자산군이라는 개념을 도입하여 시장상황에 따라 공격자산의 비중을 조절하는 DAA(Defensive Asset Allocation)전략을 발표하였다(Keller and Keuning, 2018). 최근에는 금리와 인플레이션을 고려하기 위해 물가연동채권(Treasury Inflation Protected Securities, TIPS)를 활용하여 상승장과 하락장을 판단하는 동적 자산배분 전략인 HAA(Hybrid Asset Allocation)를 발표하였다(Keller and Keuning, 2023). 이 전략은 1970년부터 2022년까지 실험 결과 연환산 수익률(Compound Annual Growth Rate: CAGR) 15%, 최대손실(Maximum Draw Down, MDD) 10%로 전통적인 6:4 전략(SPY/IEF, 연환산수익률 9%, 최대손실 30%)보다 우수한 성과를 보였다.

Ⅲ. 연구모형

본 연구에서는 새로운 적극적 자산배분 연구 모형을 만들기 위해 3가지 단계를 거쳐 최적화된 포트폴리오를 생성한다. 첫째, 투자 유니버스 후보 선정이다. 포트폴리오에 들어가는 기초자산으로는 주식, 펀드 등 다양한 자산을 편입할 수 있다. 본 연구에서는 포트폴리오 자산의 50% 이상을 상장지수펀드(Exchange Trade Fund, ETF)에 투자하는

EMP(ETF Managed Portfolio) 구성을 활용한다. 기초자산을 ETF로 구성하면 주식보다 변동성이 작고 다양한 투자 자산을 포함하여 분산 효과가 있으면서 펀드보다 비용이 저렴한 장점이 있다. 둘째, 포트폴리오에 최적화된 자산군 비중을 산출한다. 본 모델에서는 블랙리터만 모델에 최근 시계열 데이터에 가중치를 부여하는 모멘텀 기법을 결합하여, 최근 투자자산의 수익률을 고려한 계량적인 모델을 사용한다. 셋째, 자산군 내 우수한 자산 선택이다. 자산군별로 투자 유니버스 후보에 있는 자산 중 최근 성과가 좋은 자산을 편입하고, 최근 성과가 부진한 자산은 편출하여 포트폴리오를 최종 완성한다. 최근 성과가 좋은 자산의 판단은 듀얼모멘텀 방법론을 활용한다.

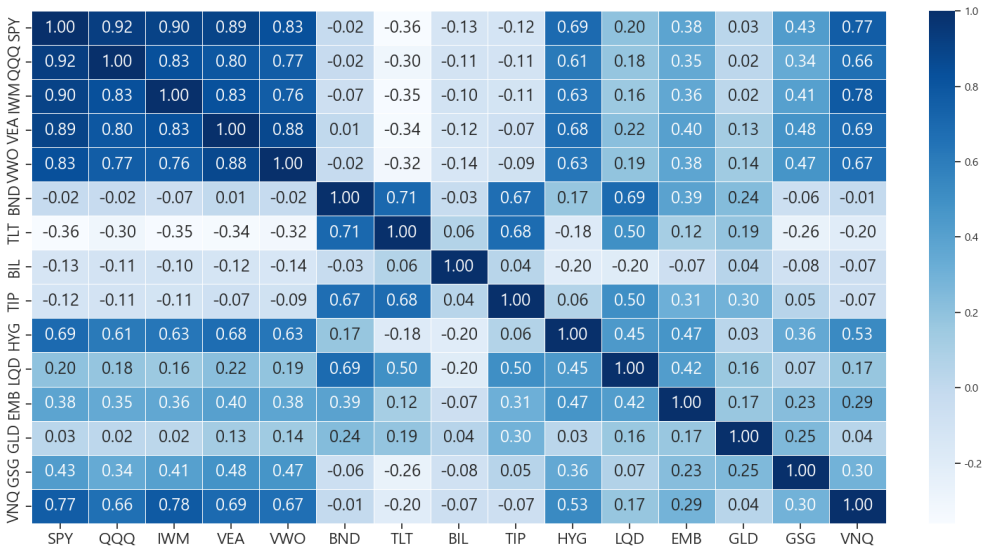
1. 포트폴리오 유니버스 후보 선정

자산배분 모델 설계 시 포트폴리오에 편입할 자산 리스트가 필요하다. 본 연구에서는 전 세계 글로벌 자산배분에 관점을 맞춰 주식, 채권, 대체투자를 포함할 수 있는 미국상장 ETF를 기초자산 유니버스로 선정한다. ETF 중에서도 동일한 기초지수를 참조하는 발행사가 다른 ETF가 있는 경우 ETF의 시가총액이 큰 ETF를 선정하여, 실제 포트폴리오 운용 시 발생할 수 있는 유동성 문제를 해결한다. <표 1>은 위에서 말한 조건을 기준으로 전 세계 다양한 투자자산을 포함할 수 있도록 구성한 포트폴리오 유니버스이다.

<표 1> 유니버스 편입 리스트

자산군	분류	종목코드	종목명
주식 (Stock)	미국 S&P500	SPY	SPDR S&P 500 Trust
	미국 나스닥	QQQ	Invesco QQQ Trust
	미국 중소형	IWM	iShares Russell 2000
	전 세계 선진국	VEA	Vanguard FTSE Developed Markets
	전 세계 신흥국	VWO	Vanguard FTSE Emerging Markets
채권 (Bond)	미국 채권 혼합	BND	Vanguard Total Bond Market
	미국 장기(20년)	TLT	iShares 20+ Year Treasury Bond
	미국 중기(10년)	IEF	iShares 7-10 Year Treasury Bond
	미국 물가연동채	TIP	iShares TIPS Bond
	미국 회사채	LQD	US Corporate Bonds
	신흥국 채권	EMB	iShares J.P. Morgan USD Emerging Markets Bond
대체투자 (AI)	금	GLD	SPDR Gold Shares
	원자재	GSG	iShares S&P GSCI Commodity-Indexed Trust
	부동산 리츠	VNQ	Vanguard Real Estate

자산군은 크게 주식(stock), 채권(bond), 대체투자(alternative investment)로 구성한다. 전통적으로 주식과 채권을 이용한 포트폴리오가 주를 이루지만 인플레이션이 높을 때는 주식과 채권 간의 상관관계가 높아진다(Thapar, 2021). 즉, 기존의 전통 자산간 분산 효과가 약해지게 된다. 이를 대비하기 위해서 대체투자 자산군을 포트폴리오에 편입한다(Gao, 2018; 황용일, 2018). 주식 자산군은 미국, 선진국, 신흥국 자산으로 구성한다. 미국 주식시장이 전 세계에서 40% 이상을 차지하며 매우 큰 비중을 가지고 있으므로 미국 주식시장을 다양하게 포함할 수 있도록 뉴욕증권거래소와 나스닥거래소의 대표지수를 포함한다. 또한 시가총액 가중방식으로 각 지수들이 선정되는 만큼 중소형주에 대한 비중이 작으므로 이를 보완하고자 러셀지수도 후보군에 편입한다. 선진국과 신흥국은 각 국가별로 ETF가 다양하게 존재하지 않기 때문에 이를 대표할 수 있는 대표지수를 기초자산으로 하는 ETF를 편입한다. 채권 자산군은 미국 중장기 국고채와 투자 등급 및 고위험 회사채, 물가연동채, 신흥국 채권을 후보군에 포함하여 신용차익과 듀레이션(duration), 인플레이션 헤지(inflationary hedge)를 고려할 수 있는 다양한 자산으로 구성한다. 대체투자 자산군은 안전자산의 대표로 불리는 금과 유가, 천연가스 등을 포함한 원자재 대표지수, 배당 성향을 가지고 있는 부동산 리츠를 포함한다. 포트폴리오 유니버스 후보는 연구자의 해당 분야에 대한 선행적인 경험 및 지식으로 다양하게 구성할 수 있다. <표 1>의 ETF는 실증분석을 용이하게 하기 위한 구성으로 실제 모델을 운용 시에는 동일 기초자산을 가지고 있는 수수료가 저렴한 ETF 상품으로 변경할 수 있다.



[그림 1] 각 자산간 상관계수 히트맵(Heatmap)

[그림 1]은 <표 1>에서 제시한 자산의 2008년 1월부터 2023년 9월까지의 ETF 일별 수정주가 자료를 바탕으로 각 자산간 상관관계를 나타낸 히트맵(heat-map)이다. 그림을 통해 각 자산간의 과거 데이터를 바탕으로 상관관계를 확인 할 수 있다. 시장별 각 자산간의 상관관계는 미국 금융위기와 같은 금융시장 변화에 따라 자산간 상관관계수가 증가하거나 감소할 수 있다(정진호 외, 2012). 따라서 최근 데이터가 포함된 자산간 상관관계수를 참고하여 포트폴리오 투자 유니버스를 구성한다.

2. 포트폴리오 자산군 비중 산출

Brinson et al.(1986)에 따르면 포트폴리오의 수익률을 결정하는 요소는 크게 투자 정책(investment policy), 시장 타이밍(market timing), 증권 선택(security selection)으로 구분된다. 장기적으로 자산배분정책이 포트폴리오 운용성과에 핵심요인으로 수익률에 미치는 영향이 90% 이상으로 알려져 있다(Brinson et al., 1986, 1991, 1995). 전략적 자산배분이란 자산군의 기대수익률, 변동성, 서로 다른 자산군간 상관관계를 바탕으로 포트폴리오의 목표수익률과 위험감내수준에 부합하도록 자산군별 최적 비중을 산출하는 것이다.

일반적으로 전략적 자산배분으로 잘 알려진 모형이 평균분산 모형이며, 본 연구에서는 이를 개선한 블랙리터만 모형을 채택하여 사용한다. <표 1>을 보면 자산군별로 세부자산들이 있는데 본 연구에서는 각 자산군에서 대표 자산을 하나씩 선택하여 모형의 입력 데이터로 사용한다. 일반적으로 개별주식의 경우 시가총액 방식의 대표 인덱스가 존재하여, 해당 인덱스를 입력 데이터로 사용하는데, 본 연구의 투자 유니버스의 경우 시가총액 방식으로 대표 인덱스를 만드는 데 한계가 존재한다. 따라서 각 자산군에서 일반적으로 가장 많이 사용하고, 잘 알려진 자산을 대표자산으로 선택하였다. 주식 자산군에서는 미국 대표지수인 S&P500을 기초자산으로 하는 SPY 종목을 선정하고, 채권과 대체투자 자산군에서는 [그림 1]의 과거 각 자산군간의 상관관계를 고려하여 SPY와 가장 상관관계가 적은 미국 국채 20년물과 금을 기초자산으로 하는 TLT, GLD를 선정한다.

대표자산의 기대수익률을 구하기 위해 먼저 균형기대수익률을 계산한다. 균형기대수익률은 시장 포트폴리오에 내재된 기대수익률이다. 시장 포트폴리오란 투자자의 전망이나 전문성이 개입되지 않는 중립적인 균형 상태에서의 포트폴리오다. 블랙리터만 모델에서는 “시장이 옳다”는 가정 아래 전체 구성종목의 시가총액 비율로 구성된 포트폴리오를 균형상태로 본다. 균형기대수익률(Π)은 식 (5)와 같이 정의한다.

$$\Pi = \lambda \sum w_{mkt} \quad (5)$$

식 (5)에서 λ 는 위험회피 계수(risk aversion coefficient), Σ 는 과거 수익률의 공분산(covariance matrix of return vector)행렬, w_{mkt} 는 시장의 자산별 시가총액 비중을 나타낸다. 블랙리터만 모델에서는 위험회피 계수, 수익률의 공분산, 시가총액 비중을 곱해 균형기대 수익률을 구한다. 평균분산 모형에서는 기대수익률과 위험을 기초로 자산배분 비중을 최적화하는 방식과 반대로 균형있게 배분된(시가총액 방식) 투자자산에서 균형기대수익률을 구하는데, 이를 역최적화(reverse optimization)라고 한다. 역최적화 방법을 사용하면 평균분산모형의 과거 주가 수익률로부터 기대수익률을 입력변수로 사용해서 발생하는 실무적 한계점을 극복할 수 있다.

식 (5)의 λ, Σ 는 과거 역사적 데이터를 이용하여 계산한다. w_{mkt} 는 기존 블랙리터만 모형에서는 해당 자산의 시가총액을 사용하나, ETF의 특성상 해당 자산의 시가총액이 글로벌 시장 내 차지하는 비중을 의미하지 않기 때문에 본 연구에서는 시가총액 대신 연구자가 지향하는 균형 포트폴리오 상태의 비중을 중립적인 준거점(reference point)로 설정하고, 입력변수로 활용한다(최영민, 2019). 전통적으로 가장 많이 사용하는 60/40(주식/채권) 포트폴리오 비중을 차용하여 본 연구에서는 위험자산과 안전자산의 비율을 6:4로 설정하고, 위험자산에서 주식과 대체투자의 비율을 9:1로 설정하여 비중(w_{mkt})을 계산한다. 전통적인 60/40 포트폴리오에 대체투자자 자산을 추가한 이유는 COVID 이후의 금융시장의 환경이 변함에 따라 60/40 포트폴리오가 시장에서 지속적으로 좋은 성과를 낼 수 있는지 의문이 제시되며, 인플레이션을 대비할 수 있는 실물자산 및 대체투자 자산에 대한 포트폴리오 자산군 추가로 이를 보완하고자 하였다(McVey, 2023). 주식과 대체투자의 비율을 9:1로 한 부분은 연구자의 주관에 반영하였으며, 각 자산군의 비중은 추후 다양하게 조절할 수 있다.

투자자가 특정 자산이나 종목에 대해서 균형기대수익률과 다른 전망을 가지고 있다면 투자자의 주관적인 시장전망을 균형기대수익률과 결합하여 새로운 기대수익률을 구할 수 있다. 투자자의 시장전망을 반영하는 방법으로는 특정 자산의 기대수익률을 명시적으로 지정하는 절대적 시장전망(absolute views)과 자산간 비교하여 두 자산간의 기대수익률 차이를 제시하는 상대적 시장전망(relative views)이 있다. 주관적 전망은 식 (6)과 같이 정의한다.

$$Q = P \cdot E(r) + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \Omega) \quad (6)$$

식 (6)에서 P는 n개의 자산에 대한 k개의 전망으로 구성된 투자자 전망 행렬로 P의 각 전망의 가중치 합은 절대적 전망의 경우 1, 상대적 전망의 경우 0이 된다. Q는 투자자 전망에서 산출된 기대수익률로 이루어진 매트릭스이며, ϵ 은 투자자 전망의 오차항으로

투자자 전망의 불확실성 정도를 나타낸다. Ω 는 전망에 대한 불확실성의 정도를 수치화한 것으로 0~100% 사이의 값을 갖는다. Ω 는 $k \times k$ 대각행렬(diagonal matrix)이고, 대각원소들은 주관적 전망의 분산을 의미하며 전망에 대한 확신 정도와 역의 관계를 맺는다.

본 연구에서는 투자자 시장전망을 전문가의 주관적인 자의가 아닌 객관적이고 계량화된 방법을 제안한다. 시장전망은 최근 시장의 변화에 대응할 수 있어야 한다. 경기의 확장 및 침체 국면에 따라 자산군별 기대수익률이 변화하기 때문에 이를 반영하기 위해 각 자산의 관찰 시점의 최근 시계열 데이터를 이용한다. 최근 t 기간 연환산 수익률의 평균값을 전망기대수익률로 사용하고 본 모형에서는 절대적 전망만 활용한다. t 는 연구자가 파라미터로 다양하게 활용할 수 있으나 본 연구에서는 기존 연구에서 검증된 모멘텀 효과가 가장 좋은 6, 9, 12개월을 사용하였다(Antonacci, 2013; Medhat and Schmeling, 2022). 전망의 불확실성(Ω)은 특정 기간의 수익률이 상승하면 해당 기간 동안 일별 수익률의 상승 비율이 하락 비율보다 높을 것이라는 전제(Da et al., 2014)로 아래의 식 (7)을 만들어 사용하였다.

$$f(x) = \begin{cases} \%neg - \%pos, & R(t) < 0 \\ \%pos - \%neg, & R(t) \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$R(t)$ 는 t 기간 동안의 수익률이고, $\%pos$ 는 해당 기간 내의 일별 수익률이 양수인 비율이며, $\%neg$ 는 일별 수익률이 음수인 비율이다. 구해진 비율을 Idzorek(2004)이 제시한 방법을 적용하여 Ω 의 입력변수로 사용한다.

블랙리터만 기대수익률을 계산하기 위해 균형기대수익률과 투자자 전망을 베이지안 방법을 사용하여 결합 기대수익률을 계산한다. 식 (8)은 블랙리터만 모형에 의한 최종 기대수익률(결합기대수익률) 계산식이다.

$$\mu_{BL} = [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\Pi + P^T\Omega^{-1}Q] \quad (8)$$

균형기대수익률과 전망기대수익률이 구해지면 이를 결합하여 블랙리터만의 기대수익률과 공분산을 구하고, 여기에 평균분산모형의 최적화 알고리즘을 통해 최종적으로 블랙리터만 최적 포트폴리오에 대한 각 자산군별 비중을 산출한다.

3. 포트폴리오 자산 선택

자산군별 자산 비중이 결정되고 나면 자산군별로 세부자산을 선택한다. 일반적으로는 투자 유니버스에 있는 세부자산을 모두 포함하여 자산군 내 동일 비중으로 포트폴리오를 구성할 수 있다. 본 연구에서는 해당 포트폴리오를 비교 벤치마크 기준으로 삼고 이를

“BLV_BM_14”로 정의한다.

비교 벤치마크보다 높은 기대수익률을 추구하기 위해 상대강도(또는 상대모멘텀)를 이용한다. 자산군 내 후보 자산들의 횡단면 분석(cross-sectional)을 통해 앞에서 선정한 각 자산군별 대표자산보다 관찰기간 수익률이 상대적으로 우수한 자산을 포트폴리오에 편입한다. 이때 각 자산의 횡단면 분석에 필요한 관찰기간은 12개월을 사용한다(Antonacci, 2013). 비교 시점은 매월 진행하여 포트폴리오 편입, 편출을 결정하여 업데이트한다. 상대모멘텀만 적용한 전략을 “BLV_R”이라 정의한다. 상대모멘텀을 통해서 구성된 포트폴리오는 수익률 개선에 기여할 수 있지만 반대로 모멘텀 효과의 단점인 높은 변동성과 추세반전 효과로 포트폴리오의 위험을 증가시킬 수도 있다.

포트폴리오의 위험을 줄이기 위해서 본 연구에서는 절대모멘텀을 이용하여 모멘텀이 약한 자산은 제외한다. 포트폴리오에 편입된 자산 중 12개월 관찰기간 수익률이 0%보다 작을 경우 해당 자산은 모멘텀 효과가 약해지거나 없어진 것으로 간주하여 포트폴리오에서 편출한다. 절대모멘텀만 적용한 전략은 “BLV_A”라 정의한다. 절대모멘텀의 최대 장점은 시장 체제 변화를 식별해서 하락장에서 포지션을 조기에 정리해 하락 변동성을 줄여주는 장점이 있다.

본 연구에서 포트폴리오의 최종 자산선택은 상대모멘텀과 절대모멘텀을 결합한 듀얼 모멘텀 전략을 사용하며 “BLV_RA”라 정의한다. 모멘텀의 관찰기간은 상대모멘텀과 절대모멘텀 모두 12개월로 동일하며, 상대모멘텀의 수익률 개선 효과와 절대모멘텀의 하락 위험 제한의 장점을 모두 취할 수 있다. 듀얼모멘텀 전략은 동적 자산배분 전략에 최적화 되어있다. 보통 자산배분 전략을 생성할 때 안전자산으로서 채권 같은 분산 투자용 자산을 포트폴리오에 항상 편입하게 되는데 시장 위기 상황에서는 자산간 상관관계가 높아져 기대만큼 위험을 낮추지 못하는 문제가 있다. 듀얼모멘텀 전략은 시장 흐름 변화에 보조를 더 잘 맞출 수 있고, 높아지는 시장간 상관관계에 덜 얽매일 수 있다. 하락 위험에는 최소한으로 노출되면서, 장기간에 걸쳐 시장 수익률을 상회할 수 있다(Antonacci, 2016).

IV. 실증분석

이번 장에서는 2008년 1월부터 2023년 9월까지, 189개월, 총 3,964일의 미국에 상장된 14개 ETF의 수정주가 자료를 바탕으로 제Ⅲ장의 모델을 만들고 실증분석을 행한다. 우선 투자 유니버스 후보군의 모든 ETF의 역사적 데이터를 바탕으로 각 자산간 상관관계를 계산한다. 제Ⅲ장의 [그림 1]에서 제시된 상관관계를 보면, 주식 자산군을 대표하는 SPY와 개별자산의 상관관계를 보면 채권 자산군 중에는 TLT가 SPY와 상관관계가 가장 낮음을 알 수 있다. 대체투자 자산군에서는 GLD가 SPY와 상관관계가 낮아 본 연구에서는 자산군별

대표자산으로 SPY, TLT, GLD가 분산투자 관점에서 적절함을 확인할 수 있다.

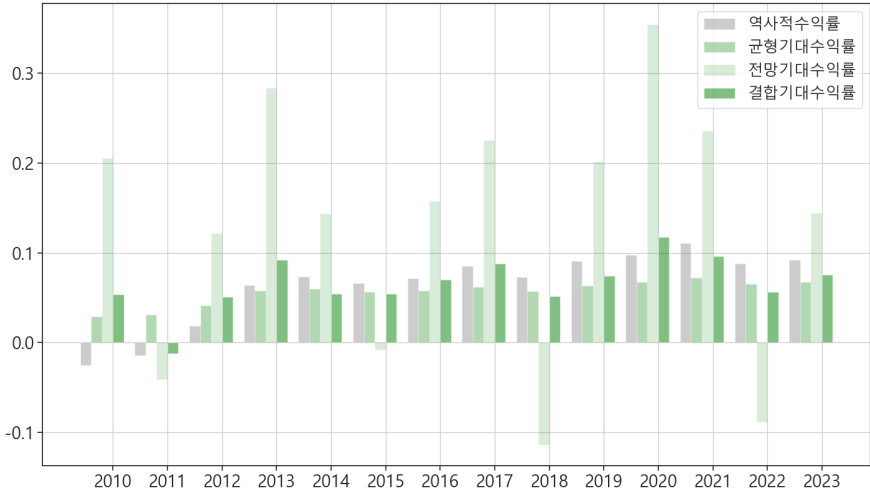
1. 모델별 자산군 비중에 따른 수익률 비교

투자 유니버스 후보에서 자산군별로 대표자산이 선정되고 나면, 해당 자산의 과거 시계열 데이터를 바탕으로 블랙리터만 모형의 균형기대수익률, 전망기대수익률을 구하고, 최종 결합기대수익률을 산출하여 자산군별 최적 자산 비중을 할당한다. 균형기대수익률은 식 (5)의 산식을 바탕으로 산출하였으며, 파라미터에 해당하는 w_{mkt} 은 주식, 채권, 대체투자 비율을 각각 54%, 40%, 6%로 할당하였다. λ 와 Ω 는 실증분석에 사용한 데이터의 과거 수익률과 변동성을 기초로 산출하였다. 전망기대수익률은 식 (6)을 바탕으로 산출하였으며, 본 연구에서는 절대적 전망을 사용하였다. 투자자 전망에 해당하는 Q의 기대수익률 산정시, 최근 시계열(t)의 과거 6, 9, 12개월 수익률의 평균값을 사용하였으며, 전망의 불확실성(Ω)은 식 (7)을 만들어 사용하였으며 시계열의 기준값(t)은 동일하게 6, 9, 12개월의 평균값을 이용하였다. 마지막으로 결합기대수익률은 식 (8)을 대입하여 산출하였다.

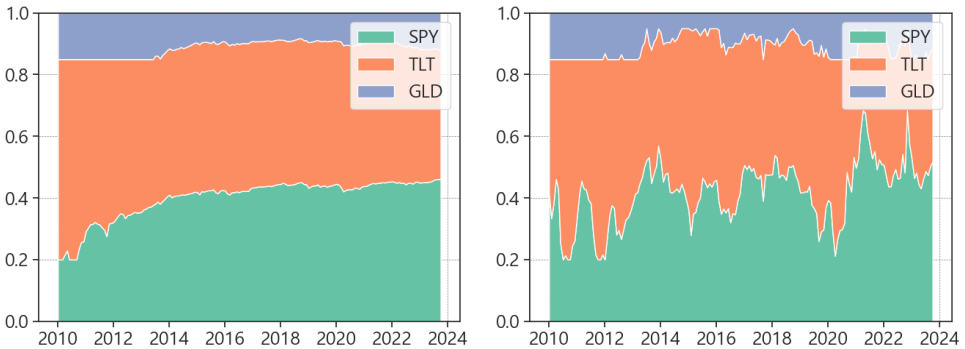
수집된 데이터는 관측 시작 데이터부터 가장 최근 데이터까지 사용하여 매월 마지막 일에 비중을 산출한다. 이때 관측 데이터는 최소 2년으로 하고, 관측일이 최신일수록 관측 데이터는 증가한다. 예를 들어, SPY 일별 데이터가 2008년 1월부터 2023년 9월까지 있는데, 관측 최소 데이터를 2년은 확보하기 위해 비중 산출은 2010년 1월에 과거 24개월의 데이터를 바탕으로 생성된다고 볼 수 있다. 또한 2023년 9월에 비중을 산출할 때는 189개월의 전체 데이터를 바탕으로 산출하여 시간이 증가할수록 관측 데이터의 증가로 데이터의 신뢰도가 증가한다.

[그림 2]는 주식 자산군의 대표 자산인 SPY의 각 연도 마지막 월에 산출한 역사적 수익률, 균형기대수익률, 전망기대수익률, 결합기대수익률 값이다. 역사적 수익률은 최초 관측일부터 최종 관측일까지의 연환산수익률이다. 역사적 수익률은 시간이 지남에 따라 주가의 방향에 따라 증가 또는 감소함을 볼 수 있으나, 균형기대수익률은 상대적으로 변동 폭이 적음을 확인할 수 있다. 전망기대수익률은 최근 1년의 단기 주가 움직임을 반영하면서 수익률의 변동 폭도 크고 방향의 전환도 큼을 확인할 수 있다. 마지막 결합기대수익률은 균형기대수익률에 전망기대수익률의 방향에 따라 증가하거나 감소함을 확인할 수 있다. 이를 통해 본 연구에서는 최근의 주가 움직임을 반영한 기대수익률을 산출했다고 볼 수 있다.

[그림 3]은 블랙리터만 모형을 통해 산출된 자산군별 최적 자산배분 비중 추이 그래프이다. 좌측 그래프는 전망기대수익률을 적용하지 않은 블랙리터만 모형(BL)이고, 우측 그래프는 최근 주가의 움직임에 대한 전망기대수익률을 적용한 자산배분 모형(BLV) 그래프이다. 시장전망이 적용됨에 따라 최근 시장의 상승, 하락 움직임이 반영되어 본 연구의 모델에서는 안전자산과 위험자산의 비중이 동적으로 변동 폭이 더 크게 움직임을 확인할 수 있다.



[그림 2] 주식 자산군 대표(SPY)의 기대수익률 연도별 비교



[그림 3] 블랙리터만 모형의 투자자 전망 적용 여부에 따른 자산배분 비중

본 연구에서는 마코위츠의 평균분산모형, 전문가의 시장전망을 적용하지 않은 블랙리터만 모형, 전문가의 시장전망이 아닌 모멘텀을 기반으로 한 시장전망을 적용한 블랙리터만 모델까지 3개의 모델을 비교하여 실증 검증을 진행한다.

<표 2>는 대표자산으로 구성된 포트폴리오의 누적기간 전체 월별 수익률 기초통계량이다. MVO는 마코위츠의 평균분산모형이며, BL은 시장전망이 반영되지 않은 균형내재수익률 기반 블랙리터만모델로 BLV의 벤치마크로 볼 수 있다. BL모델에 전망기대수익률을 결합한 BLV가 본 연구에서 제시하는 모델이다. <표 2>를 보면 전체기간의 월별 수익률의 평균(mean)값은 BLV가 가장 높음을 확인할 수 있다. 반면 표준편차(standard deviation, std)는

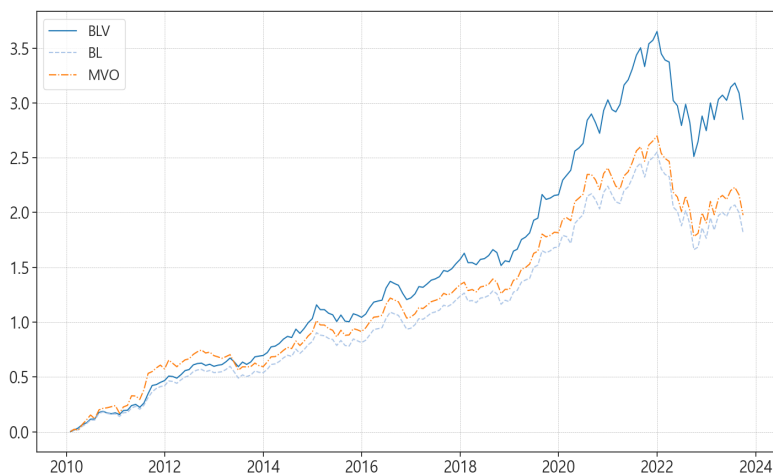
MVO가 가장 크고 BL, BLV는 상대적으로 낮음을 볼 수 있는데 이는 MVO 모델의 변동성이 다른 모델보다 크다고 볼 수 있다. 즉, 앞에서 설명한 MVO 모델의 특정자산으로 포트폴리오 비중이 쏠리는 코너 해 문제가 블랙리터만모델에서 개선되면서 변동성이 줄어들었음을 알 수 있다. MVO에서 BL로 변경되면서 변동성은 낮아졌지만 상대적으로 수익률도 줄어들었음을 볼 수 있는데 이는 시장전망이 적용되지 않은 모델이며, BL에 모멘텀 시장전망을 적용한 BLV는 BL과 유사한 낮은 변동성을 보이면서 수익률은 MVO보다 개선됨을 확인 할 수 있다.

<표 2> 대표자산 포트폴리오 월별 수익률 기초통계량

	mean	std	min	25%	50%	75%	max
BLV ¹⁾	0.86%	2.65%	-8.15%	-0.68%	0.87%	2.33%	7.30%
BL ²⁾	0.66%	2.60%	-8.35%	-0.75%	0.82%	2.18%	6.81%
MVO ³⁾	0.71%	2.92%	-8.13%	-0.85%	0.83%	2.18%	10.75%

- 주) 1) 모멘텀 시장전망이 반영된 블랙리터만 모형.
 2) 시장전망이 반영되지 않은 블랙리터만 모형(벤치마크).
 3) 마코위츠의 평균분산최적화 모형.

[그림 4]는 자산군별 대표자산으로만 구성된 포트폴리오의 누적 수익률 추이 그래프이다. <표 2>에서 BLV와 BL 전략간 평균 수익률에서는 0.2%p 앞서는데 해당 기간 누적 수익률 차트를 그려보면 시간이 지날수록 수익률의 차이가 누적하여 증가함을 확인할 수 있다. MVO와 BL 전략은 2011년부터 2013년까지를 제외하고는 유사한 추이를 보이는데 이는



[그림 4] 대표자산으로 구성된 포트폴리오 누적 수익률

두 전략간의 자산배중 비중이 유사함을 추론할 수 있다. 다만 세 전략 모두 2022년에 시작하는 시장 하락 국면에서는 모든 전략이 유사한 하락 폭을 보여 시장 하락에 대한 대응은 보완되지 않았음을 알 수 있다. 즉 BLV 전략은 모멘텀을 통한 시장전망을 반영하여 수익률 개선 효과는 확인할 수 있으나 위험에 대한 대응은 보완되지 않아 손실을 방어하기 위한 모델 개선의 필요성을 확인할 수 있다.

<표 3>은 누적기간 자산군별 대표자산으로 구성된 포트폴리오 성과 평가지표이다. 총수익률(total return)은 평가기간의 누적 수익률이고, 최대낙폭(max drawdown)은 평가기간 내 최대하락 폭의 크기이다. 수익률(monthly mean)은 월 수익률의 평균을 연율화하였고, 변동성(monthly vol)은 월 수익률의 표준 편차를 연율화하였다. 승률(percent profitable)은 수익이 났던 월의 비율이며, 손익비(profit-loss ratio)는 평균 수익을 평균 손실로 나눈 비율이다. 그리고 위험과 수익률을 함께 고려한 샤프비율과 소티노 비율을 계산하여 자산배분 성과가 적정한지 살펴보았다. BLV의 총수익률은 284%로 시장전망을 반영하지 않은 BL보다 105%p 높고, 평균분산 최적화 모형인 MVO보다 87%p로 BLV 모형이 가장 높음을 볼 수 있다. 위험을 측정하는 최대 낙폭의 경우 -24~-25%로 다른 전략들과 미미한 차이로 위험에 대한 보호는 유의미한 차이가 없음을 확인할 수 있다. 연환산 월 평균 수익률은 BLV가 다른 전략보다 1.82~2.38%p 높으나 연 변동성은 1%p 내외로 상대적으로 다른 전략과 유사함을 확인할 수 있다. 이에 따라 변동성은 유사하나 월 평균수익률이 높은 관계로 BLV 전략만 샤프비율은 1이상, 소티노비율은 2 이상을 나타내고 있다. 승률은 BLV만 다른 전략보다 3%p 높에 나타났으며, 손익비는 유의미한 차이가 없음을 확인할 수 있다.

<표 3> 누적기간 대표자산 포트폴리오 평가지표

	BLV	BL	MVO
Total Return	284.99%	179.40%	197.44%
Max Drawdown	-24.52%	-25.07%	-24.81%
Monthly Mean (ann.)	10.33%	7.95%	8.51%
Monthly Vol (ann.)	9.22%	9.02%	10.14%
Best Month	7.30%	6.81%	10.75%
Worst Month	-8.15%	-8.35%	-8.13%
Percent Profitable	67.87%	64.24%	63.03%
Profit-Loss Ratio	1.09	1.07	1.10
Monthly Sharpe	1.12	0.88	0.84
Monthly Sortino	2.12	1.59	1.62

<표 4>는 누적기간이 아닌 각 연도별로 샤프비율과 연율화 한 수익률 및 변동성을 나타낸다. 샤프비율을 산출할 때 일반적으로 무위험수익률에 국채 수익률이나 CD금리 등을 대입하여

계산하는데, 특정 구간에 위험조정수익률이 음수가 되어 샤프비율이 0인 구간이 존재한다. 가령 2015년을 보면 무위험수익률이 0.5%만 나와도 해당 구간은 모든 모델의 샤프비율이 0이 된다. 이런 경우 모델간 비교에서 차이점이 줄어들어 무위험수익률은 0%로 가정하였다. 본 연구에서 제시한 모델인 BLV는 다른 전략보다 2019년을 제외하고 모든 구간에서 높았으며, 글로벌 경기둔화로 증시 시장이 좋지 않았던 2018년과 2022년에는 다른 전략과 변동성은 비슷하나 수익률의 손실은 최소화해 모델이 우수함을 확인할 수 있다. 가장 높은 연도별 수익률은 2011년 MVO 모델이 26.9%의 수익률을 보였으나, 변동성이 16%로 같은 기간 다른 전략보다 약 2배가 높음을 볼 수 있다. 반면 해당연도의 BLV 전략은 MVO에 비해 변동성은 거의 절반으로 줄었으면서도 수익률은 2%p차이가 발생하여 위험대비 수익률 측면에서는 훨씬 우수함을 확인할 수 있다. 연도별 샤프비율, 수익률, 변동성의 평균을 보면 BLV 전략이 MVO 전략보다 수익률에서는 연 1%p 이상, 샤프비율은 0.37 높았으며, BL 전략과 비교시 수익률에서 연 2%p 이상, 샤프비율은 0.23 높다.

<표 4> 연도별 대표자산 포트폴리오 샤프비율

()안은 연환산수익률과 변동성이며, 소수점 첫째자리에서 버림으로 표시함(단위 %). 샤프비율이 음수인 경우 0으로 표기, 무위험수익률은 0%로 가정함.

	BLV	BL	MVO
2010	2.7(17.2/6.3)	2.46(16.2/6.5)	2.45(23.8/9.7)
2011	2.76(25.0/9.0)	2.75(22.1/8.0)	1.68(26.9/16.0)
2012	1.68(8.8/5.2)	1.62(8.4/5.1)	1.03(7.7/7.5)
2013	1.0(6.2/6.1)	0.0(-0.0/6.7)	0.0(-5.9/7.1)
2014	3.49(19.8/5.6)	3.25(18.4/5.6)	3.36(19.7/5.8)
2015	0.06(0.5/9.5)	0.0(-0.5/8.0)	0.02(0.2/8.9)
2016	1.07(8.6/8.0)	0.9(7.2/8.0)	0.8(6.9/8.5)
2017	4.77(15.7/3.3)	4.56(14.9/3.2)	4.31(14.4/3.3)
2018	0.0(-0.8/7.3)	0.0(-2.2/6.8)	0.0(-1.8/6.9)
2019	2.92(23.9/8.1)	3.45(22.7/6.5)	3.19(22.5/7.0)
2020	2.87(27.3/9.5)	1.89(20.7/10.9)	2.11(20.9/9.9)
2021	1.79(15.4/8.6)	1.08(9.6/8.8)	0.95(8.5/8.9)
2022	0.0(-19.4/16.5)	0.0(-22.1/15.7)	0.0(-21.4/15.4)
2023	0.26(3.6/14.1)	0.17(2.5/14.2)	0.23(3.2/14.1)
평균	1.81(10.8/8.4)	1.58(8.4/8.1)	1.44(9.0/9.2)

<표 5>는 2010년부터 매월 기준 1~10년 단위로 투자 시 수익률에 대한 기초 통계량 분석 결과이다. 즉 2010년 1월부터 2023년 9월까지 기간 중 1~10년만 투자했을 때의 모든 시행횟수를 구해 투자 시점과 상관없이 발생할 수 있는 수익률의 범위를 분석하였다. 예를 들어 1년의 투자 기간을 가정할 경우 2010년 1월~2010년 12월, 2010년 2월~2011년 1월,

2022년 10월~2023년 9월 등과 같이 매월을 이동하며 모든 시행 횟수를 구하면 154회의 테스트 구간이 생성된다. 이와 같은 방법으로 1년부터 10년까지 다양한 구간과 기간에 대한 본 연구의 모델에 대한 우수성을 검증해 보았다. BLV 전략은 투자기간 1년~10년 모든 구간에서 평균수익률이 비교대상인 MVO, BL 전략보다 높았다. “count>BL”은 BLV 전략과 비교하여 해당 투자기간의 시행횟수 중 비교 전략보다 수익률이 더 좋은 시행횟수를 의미한다. 예를 들어, 전체 기간에서 1년만 투자하는 경우 총 154구간이 나오는데 이중에 BL 전략보다 BLV 전략은 총 154회 중 151회가 1년 수익률이 더 좋았음을 의미한다. 이와 동일하게 “count>MVO”는 BLV 전략과 MVO 전략을 비교한 것인데 투자기간 4년 이상인 경우에는 모든 시행횟수의 구간에서 BLV 전략이 BL, MVO보다 앞선다는 것을 확인할 수 있다. 이는 전체 투자기간 중 아무 시점에나 4년 이상 투자를 한 경우는 항상 BLV 전략이 가장 우수했음을 의미한다. 1~3년의 단기 투자기간 조차 80%이상 BLV 전략으로 투자했을 경우가 우수했음을 확인할 수 있다.

<표 5> 투자기간별 대표자산 포트폴리오 수익률 기초통계량 및 비교 결과

해당 데이터는 모두 연율화된 값을 의미함.

투자기간 (시행횟수)		BLV	BL	MVO	count>BL (승률)	count>MVO (승률)
1(154)	mean	11.06%	8.47%	8.86%	151(98%)	127(82%)
	std	10.32%	9.92%	11.52%		
	min	-19.64%	-22.65%	-22.31%		
	50%	10.55%	8.42%	7.71%		
	max	30.34%	28.37%	41.55%		
2(142)	mean	11.22%	8.64%	8.63%	142(100%)	127(89%)
	std	6.89%	6.62%	7.76%		
	min	-5.72%	-7.93%	-8.18%		
	50%	10.73%	8.96%	8.82%		
	max	25.67%	21.72%	28.57%		
3(130)	mean	11.26%	8.67%	8.44%	130(100%)	125(96%)
	std	4.29%	4.13%	4.60%		
	min	0.25%	-3.31%	-3.37%		
	50%	10.48%	8.27%	8.00%		
	max	22.18%	17.54%	19.21%		
4(118)	mean	11.30%	8.79%	8.58%	118(100%)	118(100%)
	std	2.83%	2.61%	2.88%		
	min	5.25%	1.71%	1.74%		
	50%	10.84%	8.77%	8.71%		
	max	16.86%	13.68%	14.58%		
5(106)	mean	11.02%	8.65%	8.49%	106(100%)	106(100%)
	std	2.28%	2.21%	2.49%		
	min	7.36%	4.33%	4.35%		
	50%	10.22%	8.32%	8.21%		
	max	16.63%	13.55%	15.02%		

투자기간 (시행횟수)		BLV	BL	MVO	count>BL (승률)	count>MVO (승률)
6(94)	mean	10.83%	8.55%	8.38%		
	std	1.81%	1.88%	2.24%		
	min	7.03%	4.35%	4.10%	94(100%)	94(100%)
	50%	11.04%	9.02%	8.77%		
	max	14.69%	11.86%	12.39%		
7(82)	mean	10.75%	8.48%	8.30%		
	std	1.59%	1.66%	1.95%		
	min	7.40%	4.56%	4.51%	82(100%)	82(100%)
	50%	10.93%	8.75%	8.38%		
	max	13.42%	11.25%	11.47%		
8(70)	mean	10.83%	8.54%	8.37%		
	std	1.50%	1.52%	1.57%		
	min	7.77%	5.28%	5.28%	70(100%)	70(100%)
	50%	10.99%	8.81%	8.40%		
	max	13.68%	11.03%	11.34%		
9(58)	mean	11.07%	8.69%	8.51%		
	std	1.22%	1.32%	1.30%		
	min	8.18%	5.67%	5.84%	58(100%)	58(100%)
	50%	11.46%	9.14%	8.52%		
	max	13.17%	10.89%	10.79%		
10(46)	mean	11.28%	8.76%	8.54%		
	std	1.69%	1.84%	2.09%		
	min	8.00%	5.43%	4.77%	46(100%)	46(100%)
	50%	12.18%	9.52%	8.59%		
	max	13.42%	11.03%	11.59%		

<표 6>은 BLV 전략과 BL 전략간 통계적 유의성을 검토하기 위해 대응표본 t-검정을 실시한 결과이다. 대응 표본 t-검정을 사용한 이유는 본 연구의 유니버스는 미국상장 ETF로 전략간의 기초자산이 동일하며 2개의 전략간 동일한 속성의 그룹으로 간주였고, 균형기대 수익률만 적용한 BL 모델과 모멘텀 효과가 적용된 전망기대수익률이 결합한 BLV 전략 간에는 전망기대수익률이 요인으로 추가되는 전후 상황이 존재하기 때문이다. 검증 방법은 전체기간에서 1~10년 단위로 투자했을 경우 나오는 샤프비율, 수익률, 변동성을 비교하여 통계적으로 두 전략간 평균 차이가 존재하는지 확인하였다. 샤프비율을 기준으로 삼은 이유는 허용할 수 있는 위험의 크기에 따라 수익률도 달라지기 때문에 단위 위험에 대한 수익률로 기준을 통일하기 위함이다. t-검정의 귀무가설은 본 연구에서 제시하는 BLV와 BL간의 샤프비율, 수익률, 변동성의 평균이 두 전략간 차이가 없다고 설정하였다. t-검정 결과 유의수준이 전 구간에서 소수점 셋째자리 이하로 귀무가설은 기각되어 비교전략과 다름을 확인할 수 있다.

<표 6> BLV와 BL 전략간 대응표본 t-검정 결과

Year	Sharp Ratio	Mean(ann.)	Vol(ann.)
1	8.69(0.0000)	16.61(0.0000)	3.74(0.0003)
2	11.77(0.0000)	20.64(0.0000)	5.64(0.0000)
3	19.58(0.0000)	25.03(0.0000)	9.82(0.0000)
4	26.62(0.0000)	29.52(0.0000)	13.51(0.0000)
5	29.76(0.0000)	36.00(0.0000)	14.84(0.0000)
6	36.60(0.0000)	46.79(0.0000)	17.11(0.0000)
7	74.06(0.0000)	60.86(0.0000)	24.38(0.0000)
8	47.90(0.0000)	59.72(0.0000)	24.44(0.0000)
9	34.55(0.0000)	51.85(0.0000)	18.36(0.0000)
10	47.45(0.0000)	62.62(0.0000)	22.65(0.0000)

2. 자산선택 방법에 따른 성능 비교

4.1절에서 BLV 전략이 BL, MVO보다 수익률 측면에서 우수하고 통계적인 유의성도 검증하였기 때문에 본 절에서는 BLV 전략을 바탕으로 각 자산군 내 자산선택 방법에 대해서 실증분석한다. 대표자산군별 자산배분 비중이 결정되고 나면, 각 자산군 내 자산을 선택하기 위해 본 연구에서는 듀얼모멘텀 전략을 사용한다.

<표 7>은 자산선택 방법에 따른 포트폴리오 월별 수익률의 기초통계량 비교 표이다. BLV_BM_14는 자산군별로 투자 유니버스 후보에 있는 모든 종목이 자산군 내 동일비중(equal-weighted)으로 할당된 전략으로 자산선택에 따른 전략의 수익률 비교를 위한 벤치마크로 사용한다. 즉 각 자산군별로 <표 1>의 유니버스에 해당하는 모든 종목이 BLV 전략으로 생성된 자산군별 비중 내에서 동일비중으로 할당된 만큼 각 종목별 가중치 같아 종목간의 우열이 없는 포트폴리오이다. BLV_A는 자산군 내 자산선택을 12개월 수익률이 0%보다 큰 자산만 포트폴리오 편입하는 전략인 절대모멘텀을 사용하는 전략이다. 즉 모든 종목이 편입되는 것이 아니라 해당 조건이 만족하는 종목만 편입되게 된다. BLV_R은 각 자산군마다 12개월 수익률이 대표자산보다 높거나 같은 경우만 포트폴리오에 추가하는 전략인 상대모멘텀을 사용하는 전략이다. 마지막으로 BLV_RA는 상대모멘텀과 절대모멘텀 조건을 모두 만족하는 듀얼모멘텀 전략으로 본 연구에서 최종 제시하는 모델이다. SPY는 미국 시장을 대표하는 S&P500지수를 추종하는 ETF로 자산배분전략은 아니지만, 시장 대표지수와 비교를 위해 선정하였다. 정리하면, BLV로 자산군간 비중이 설정된 후 자산군 내 동일비중 자산배분 전략인 BLV_BM_14를 기준으로 절대모멘텀을 적용한 전략인 BLV_A, 상대모멘텀을 적용한 전략인 BLV_R, 절대와 상대모멘텀 모두를 적용한 전략인 BLV_RA, 미국시장 대표지수인 SPY, 이 5개의 전략간 비교를 통해 모델의 우수성을 설명한다.

<표 7>을 보면 듀얼모멘텀을 사용하는 BLV_RA 전략이 상대모멘텀을 사용하는

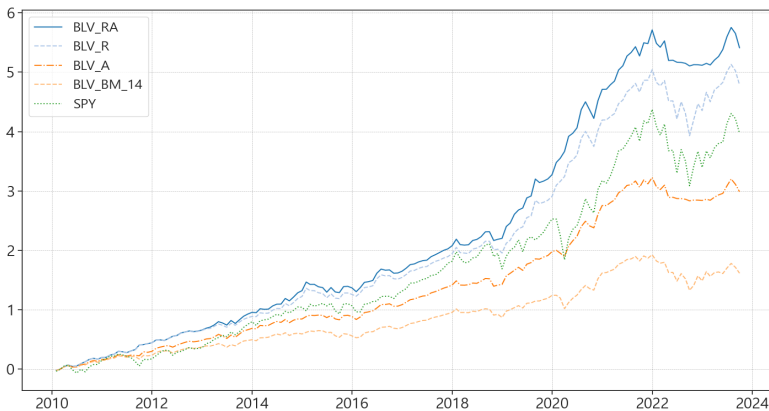
BLV_R이나 절대모멘텀을 사용하는 BLV_A, 모멘텀을 기반으로 자산을 선택하지 않고 자산군 내 유니버스의 전체자산을 동일비중으로 할당한 BLV_BM_14보다 월 평균 수익률이 우수함을 확인 할 수 있다. 변동성(std)은 위험의 노출을 가장 줄인 절대모멘텀을 사용하는 BLV_A가 가장 낮음을 볼 수 있다. 자산배분 전략(BLV_RA, BLV_R, BLV_A, BLV_BM_14)이 위험자산인 주식을 기초자산으로 하는 SPY보다 변동성이 낮으며, [그림 5]와 같이 보면 2022년의 경우 절대모멘텀이 들어간 BLV_RA, BLV_A가 시장위험에 잘 대응했음을 확인할 수 있다.

<표 7> 자산선택 방법에 따른 포트폴리오 월별 수익률 기초통계량

	BLV_RA ¹⁾	BLV_R ²⁾	BLV_A ³⁾	BLV_BM_14 ⁴⁾	SPY ⁵⁾
mean	1.16%	1.10%	0.86%	0.62%	1.07%
std	2.23%	2.50%	2.04%	2.52%	4.25%
min	-5.06%	-7.08%	-5.06%	-8.15%	-12.49%
25%	-0.06%	-0.25%	-0.24%	-0.74%	-1.38%
50%	1.11%	1.09%	0.97%	0.82%	1.60%
75%	2.54%	2.60%	2.07%	2.02%	3.68%
max	7.30%	7.30%	6.71%	8.21%	12.70%

- 주) 1) 듀얼모멘텀(상대+절대), 시장전망이 반영된 블랙리터만 모형.
- 2) 상대모멘텀, 시장전망이 반영된 블랙리터만 모형.
- 3) 절대모멘텀, 시장전망이 반영된 블랙리터만 모형.
- 4) 자산군별 기초자산이 동일비중으로 할당된 시장전망이 반영된 블랙리터만 모형(벤치마크).
- 5) S&P500을 기초자산으로 하는 ETF.

[그림 5]는 본 연구에서 제안한 블랙리터만 모형하에 자산선택된 포트폴리오 누적 수익률 추이다. 본 연구에서 제안한 BLV_RA 전략이 누적 수익률 월평균 수익률 뿐만 아니라



[그림 5] 자산선택 방법에 따른 포트폴리오 누적 수익률 추이

누적수익률에서도 우수함을 볼 수 있다. BLV_RA와 BLV_A는 다른 전략보다 2022년에서 2023년 사이에 시장이 급락하는 경우 수익률 보존됨을 확인할 수 있다. 이는 절대모멘텀의 적용으로 손실 제한이 가능함을 보여준다. 이는 앞 절의 대표자산으로 이루어진 포트폴리오에서 가지고 있는 시장 하락에서 손실 방어가 안되는 단점이 자산선택 과정에서 보완되었음을 알 수 있다.

<표 8>은 관찰 기간(2010년 1월~2023년 10월)의 포트폴리오 평가지표이다. BLV_BM_14에는 14개의 자산이 모두 편입되어 분산성이 증가하여 위험은 줄었으나 여러 자산의 수익이 평균화되어서 수익률은 줄었음은 확인할 수 있다. BLV_R은 전체 자산 중 우수한 자산만 선택하여 수익률은 2.6배 이상 급격히 상승하였으나 최대낙폭과 변동성은 큰 차이가 없음을 볼 수 있다. 반면 BLV_A는 BLV_BM_14보다 위험관리가 잘되어 변동성은 1.7%p 감소하고, 최대 낙폭은 12.2%p 개선되었다. 본 연구에서 제안한 BLV_RA는 BLV_R의 우수 자산선택으로 인한 수익률 개선과 BLV_A의 위험관리의 장점을 모두 적용하여 벤치마크로 사용하는 BLV_BM_14보다 3배 이상 총수익률이 높음을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 수익률이 높음에도 최대낙폭과 변동성은 개선되어 단위 위험대비 수익 평가지표인 샤프비율과 소티노비율은 2배 이상 높음을 확인할 수 있다. 그뿐만 아니라 안전자산인 채권을 포함하고 있는 BLV_RA는 미국 S&P500 지수를 추종하는 SPY보다도 수익률을 우수하면서 변동성은 낮아 장기간 투자시 우수한 전략임을 확인할 수 있다.

<표 8> 자산선택 방법에 따른 포트폴리오 평가지표

	BLV_RA	BLV_R	BLV_A	BLV_BM_14	SPY
Total Return	527.90%	459.08%	303.11%	173.51%	415.67%
Max Drawdown	-9.31%	-19.66%	-9.60%	-21.58%	-23.93%
Monthly Mean (ann.)	13.79%	13.03%	10.47%	7.75%	13.14%
Monthly Vol (ann.)	7.50%	8.66%	6.76%	8.58%	14.71%
Best Month	7.30%	7.30%	6.67%	8.17%	12.70%
Worst Month	-5.06%	-7.51%	-5.06%	-8.08%	-12.49%
Percent Profitable	73.93%	73.33%	68.48%	67.27%	67.87%
Profit-Loss Ratio	1.34	1.07	1.38	0.94	0.87
Monthly Sharpe	1.84	1.5	1.55	0.9	0.89
Monthly Sortino	4.33	3.03	3.3	1.59	1.59

<표 9>는 전체 누적기간이 아닌 연도별 자산선택 방법에 따른 포트폴리오의 샤프비율, 연환산수익률, 연변동성을 분석한 표이다. 주식을 기초자산으로 하는 SPY와 모멘텀으로 자산선택을 하지 않은 BLV_BM_14 전략을 비교해보면 자산배분 전략이 SPY보다 확실히 모든 구간에서 변동성이 낮음을 확인할 수 있다. 다만 자산배분으로 인한 위험자산의 포트폴리오 비중 감소로 인한 수익률은 상대적으로 낮음을 볼 수 있다. 이를 개선하기 위해 도입한 본 연구의 모멘텀이 가미된 자산배분전략과 비교해보면 절대모멘텀을 사용하는

BLV_A 전략이 평균 6.6% 변동성으로 BLV_BM_14, SPY보다 변동성이 낮음을 확인할 수 있고, 수익률은 상대모멘텀을 사용하는 BLV_R 전략이 14.1%로 BLV_BM_14, SPY보다 높음을 확인할 수 있다. 즉 절대모멘텀 전략(BLV_A)은 모멘텀을 사용하지 않는 전략(BLV_A, BLV_BM_14)보다 변동성이 낮으며, 특히 SPY보다 변동성이 거의 절반으로 줄어 위험에 대한 대응이 높음을 알 수 있다. 반면 상대모멘텀 전략(BLV_R)은 초과수익률을 추구하는 전략에 집중하면서 수익률은 BLV_A, BLV_BM_14보다 2017, 2022년을 제외하고 모든 구간에서 높음을 볼 수 있다. 따라서 상대모멘텀의 수익률 개선과 절대모멘텀의 위험방어의 전략을 합친다면 변동성은 줄어들고 수익률은 높아질 수 있음을 추론 가능하다. 본 연구에서 제시하는 상대모멘텀과 절대모멘텀을 결합한 듀얼모멘텀을 사용하는 BLV_RA 전략을 보면 모멘텀을 사용하지 않는 전략(BLV_A, BLV_BM_14)보다 전 구간에서 변동성은 낮으면서 수익률이 높음을 볼 수 있다. 단위위험대비 수익률을 평가한 연도별 평균 샤프비율을 보면 BLV_RA가 2.46으로 다른 전략보다 대부분의 구간에서 가장 높음을 확인할 수 있고, 특히 2018년의 경우 비교대상이 되는 BLV_BM_14나 SPY가 샤프비율이 음수일 때 양수임을 확인할 수 있다. 또한 2022년의 경우 시장이 전반적으로 좋지 않아 모든 전략이 수익률이 음수를 나타내지만 BLV_RA 전략이 다른 전략보다 변동성이 낮고 수익률도 상대적으로 방어했음을 볼 수 있다. 결과적으로 절대모멘텀을 사용하여 지속적인 손실이 발생 가능한 자산을 포트폴리오에서 제외하여 손실을 제한하고, 상대모멘텀을 사용하여 경쟁력있는 자산만 편입하여 추가적으로 수익률이 개선될 수 있음을 확인할 수 있다.

< 표 9 > 연도별 자산선택 방법에 따른 포트폴리오 샤프비율

()안은 연환산수익률과 변동성이며, 소수점 첫째자리에서 버림으로 표시함(단위 %).
샤프비율이 음수인 경우 0으로 표기, 무위험수익률은 0%로 가정함.

	BLV_RA	BLV_R	BLV_A	BLV_BM_14	SPY
2010	2.51(19.5/7.7)	2.56(19.5/7.6)	2.07(16.3/7.8)	1.85(14.8/8.0)	0.78(15.0/19.1)
2011	3.1(20.6/6.6)	3.04(20.4/6.7)	1.69(11.6/6.8)	0.92(7.3/7.9)	0.11(1.8/15.9)
2012	3.27(14.8/4.5)	3.2(14.6/4.5)	2.83(14.3/5.0)	1.95(11.3/5.8)	1.51(15.9/10.5)
2013	2.26(17.9/7.9)	2.13(14.1/6.6)	1.72(13.4/7.8)	1.33(8.8/6.6)	3.76(32.3/8.5)
2014	2.8(18.6/6.6)	2.73(17.8/6.5)	1.48(9.3/6.3)	1.06(6.5/6.1)	1.63(13.4/8.2)
2015	0.19(2.0/10.3)	0.15(1.5/10.1)	0.34(2.2/6.5)	0.0(-2.0/6.8)	0.08(1.2/13.7)
2016	1.5(11.8/7.9)	1.73(12.6/7.3)	1.59(10.5/6.6)	1.45(8.9/6.1)	1.17(11.9/10.2)
2017	7.52(16.1/2.1)	7.34(15.6/2.1)	8.28(15.7/1.9)	7.92(15.0/1.8)	5.58(21.7/3.8)
2018	0.52(4.0/7.7)	0.04(0.3/8.2)	0.06(0.4/7.3)	0.0(-4.3/7.7)	0.0(-4.5/15.1)
2019	3.73(33.4/8.9)	3.75(32.2/8.5)	3.38(22.7/6.7)	3.0(19.9/6.6)	2.42(31.2/12.8)
2020	3.34(33.6/10.0)	3.26(32.9/10.0)	2.35(26.0/11.0)	1.12(16.8/14.9)	0.71(18.3/25.7)
2021	2.9(17.5/6.0)	2.82(16.3/5.7)	2.08(12.5/6.0)	2.06(11.7/5.7)	2.57(28.7/11.1)
2022	0.0(-8.8/6.1)	0.0(-11.3/15.7)	0.0(-9.1/6.4)	0.0(-15.0/15.7)	0.0(-18.1/23.0)
2023	0.86(6.4/7.4)	0.98(10.8/11.0)	0.71(5.1/7.1)	0.59(7.0/11.8)	1.31(17.7/13.5)
평균	2.46(14.8/7.1)	2.41(14.1/7.9)	2.04(10.8/6.6)	1.66(7.6/8.0)	1.54(13.3/13.7)

<표 10>은 본 모델의 강건성 검증을 위해 테스트한 2010년부터 매월 기준 1~10년 단위로 투자 시 수익률에 대한 기초 통계량이다. <표 5>와 동일한 방법으로 1년부터 10년까지 다양한 구간과 기간에 대한 본 연구의 모델에 대한 우수성을 검증해 보았다. BLV_RA 전략은 1년부터 10년 사이 모든 투자 구간에서 평균수익률이 다른 전략보다 높았다. 특히 자산배분 전략임에도 불구하고 주식을 기초자산으로 하는 S&P500의 ETF인 SPY보다도 모든 투자기간에서 수익률이 높음을 확인할 수 있다. 이는 자산배분 전략임에도 불구하고 위험자산의 시장 움직임을 잘 추종하는 전략임을 알 수 있다. 뿐만 아니라 1년, 2년의 BLV_A를 제외하고는 각 투자 기간별로 최소 수익률 또한 상대적으로 다른 전략보다 우수함을 확인할 수 있다.

<표10> 투자기간별 수익률 기초통계량

해당 데이터는 모두 연율화된 값을 의미함.

투자기간 (시행횟수)		BLV_RA	BLV_R	BLV_A	BLV_BM_14	SPY
1(154)	mean	15.21%	14.29%	11.10%	7.69%	13.56%
	std	9.55%	9.61%	7.93%	8.44%	12.22%
	min	-8.86%	-12.97%	-9.15%	-17.52%	-18.18%
	50%	16.04%	14.69%	11.76%	8.56%	15.05%
	max	37.17%	36.43%	32.99%	33.00%	56.23%
2(142)	mean	15.45%	14.33%	11.27%	7.64%	13.51%
	std	7.05%	6.80%	5.27%	4.77%	6.57%
	min	1.08%	0.50%	-0.93%	-3.73%	0.94%
	50%	15.23%	13.85%	11.27%	7.87%	12.21%
	max	33.55%	32.58%	24.40%	18.35%	34.30%
3(130)	mean	15.64%	14.47%	11.47%	7.83%	13.84%
	std	4.94%	4.47%	3.20%	2.65%	3.59%
	min	6.10%	5.83%	5.32%	2.71%	5.04%
	50%	15.19%	13.75%	11.08%	7.64%	13.50%
	max	27.98%	26.92%	20.44%	16.11%	25.97%
4(118)	mean	15.59%	14.42%	11.31%	7.66%	13.54%
	std	3.54%	3.16%	2.37%	2.03%	2.48%
	min	8.37%	7.21%	6.97%	3.74%	7.08%
	50%	15.85%	14.55%	11.03%	7.10%	13.26%
	max	21.96%	20.06%	16.30%	11.76%	19.94%
5(106)	mean	15.18%	14.03%	11.01%	7.43%	13.19%
	std	2.63%	2.46%	2.01%	1.92%	2.59%
	min	10.36%	9.38%	7.55%	4.24%	6.65%
	50%	14.68%	13.33%	10.20%	6.86%	13.26%
	max	20.43%	19.22%	15.39%	11.52%	18.80%

투자기간 (시행횟수)		BLV_RA	BLV_R	BLV_A	BLV_BM_14	SPY
6(94)	mean	14.88%	13.80%	10.92%	7.42%	13.15%
	std	1.72%	1.71%	1.39%	1.33%	1.85%
	min	11.59%	10.17%	8.52%	4.74%	7.61%
	50%	14.81%	13.54%	10.68%	7.07%	12.71%
	max	18.96%	17.83%	14.54%	11.06%	17.26%
7(82)	mean	14.83%	13.76%	10.93%	7.48%	13.22%
	std	1.24%	1.29%	0.89%	0.84%	1.17%
	min	12.06%	10.81%	9.22%	5.31%	9.53%
	50%	14.68%	13.54%	10.83%	7.33%	13.19%
	max	17.59%	16.30%	12.61%	9.09%	16.77%
8(70)	mean	14.89%	13.80%	10.91%	7.40%	13.14%
	std	1.31%	1.27%	1.00%	1.10%	1.60%
	min	12.10%	11.38%	9.15%	5.07%	9.72%
	50%	14.74%	13.73%	10.83%	7.30%	13.33%
	max	17.50%	16.28%	13.28%	9.60%	15.84%
9(58)	mean	15.25%	14.09%	11.06%	7.46%	13.22%
	std	1.16%	1.08%	1.00%	1.02%	1.76%
	min	12.91%	11.89%	9.24%	5.51%	9.87%
	50%	15.44%	14.30%	11.08%	7.71%	13.08%
	max	17.10%	15.89%	12.69%	9.16%	16.50%
10(46)	mean	15.59%	14.42%	11.33%	7.67%	13.57%
	std	1.32%	1.37%	1.07%	1.04%	1.39%
	min	13.29%	11.63%	9.51%	5.52%	10.42%
	50%	16.08%	14.95%	11.46%	7.89%	13.49%
	max	17.26%	16.16%	12.97%	9.21%	16.50%

<표 11>은 <표 10>와 동일한 방식으로 1~10년 단위로 투자 시 BLV_RA 전략이 비교 대상 전략간 수익률 승률 통계이다. 예를 들어 투자기간 1년인 경우 2010년 1월부터 2023년 9월까지 기간 중 1년을 투자한 모든 구간을 구하면 154회가 나오게 되는데 이 중에 BLV_RA 전략이 BLV_R 전략보다 129회 수익률이 우수했고, BLV_A 전략보다 131회, BLV_BM_14 전략보다 141회, SPY보다 84회 우수했음을 말한다. 괄호는 해당 투자기간의 시행횟수 중에 BLV_RA 전략이 이긴 횟수를 비율화 한 숫자로 BLV_R 전략보단 5년 이상 투자한 경우 항상 BLV_RA 전략이 우수했음을 알 수 있고, BLV_A 전략보단 4년 이상, 벤치마크인 BLV_BM_14 전략보단 1년을 제외한 2년 이상 투자했을 경우엔 항상 우수했음을 볼 수 있다. 시장 대표지수인 SPY보다도 최소 55% 이상 우수했으며 장기간 투자할수록 승률이 높아짐을 알 수 있다. 이는 본 연구에서 제시하는 BLV_RA 전략은 주식, 채권, AI 자산군을 모두 담고 있는 자산배분 전략임에도 불구하고 주식을 대표하는 SPY보다 승률이 더 좋았으며, 특히 장기간 투자할수록 그 승률은 더 높아짐을 알 수 있다. 또한 벤치마크인 BLV_BM_14

전략보다 1년을 제외한 모든 구간에서 승률이 좋고 1년도 90%이상으로 승률이 좋은데 이는 듀얼모멘텀으로 자산선택한 자산들이 수익률 증대에 기여하고 있음을 확인할 수 있다.

<표11> 투자기간별 BLV_RA 전략과 비교 전략간 수익률 승률 통계

투자기간 (시행횟수)	BLV_R	BLV_A	BLV_BM_14	SPY
1(154)	129(84%)	131(85%)	141(92%)	84(55%)
2(142)	116(82%)	138(97%)	142(100%)	82(58%)
3(130)	123(95%)	127(97%)	130(100%)	87(67%)
4(118)	115(97%)	118(100%)	118(100%)	83(70%)
5(106)	106(100%)	106(100%)	106(100%)	78(74%)
6(94)	94(100%)	94(100%)	94(100%)	74(79%)
7(82)	82(100%)	82(100%)	82(100%)	69(84%)
8(70)	70(100%)	70(100%)	70(100%)	61(87%)
9(58)	58(100%)	58(100%)	58(100%)	58(100%)
10(46)	46(100%)	46(100%)	46(100%)	45(98%)

<표 12>~<표 14>는 본 연구에서 최종 제안하는 듀얼모멘텀으로 자산선택한 포트폴리오 전략(BLV_RA)과 다른 전략간 통계적 유의성을 검증한 t-검정 결과표이다. 본 연구의 듀얼모멘텀 전략은 동일비중 자산배분전략인 BLV_BM_14를 기준으로 절대모멘텀을 추가한 전략이 BLV_A이며, 상대모멘텀을 추가한 전략이 BLV_R, 절대와 상대모멘텀 모두를 추가한 전략이 BLV_RA이므로 검증 방법은 <표 5>에서 설명한 방법과 동일하게 기준 모델에 모멘텀 전략이 추가됨으로 이한 모델간 비교가 주목적이므로 대응 t-검정을 사용하였으며, <표 10>의 데이터를 기준으로 검증을 실시하였다. 검증결과 BLV_RA 전략은 수익률 측면에서는 t-검정 결과 p-value 유의수준이 전 구간에서 소수점 넷째자리 이하로 모든 비교 전략과 차이를 확인할 수 있다. 단 변동성 측면에서는 일부 전략에서는 특정 투자기간에서 유의수준 1% 또는 5%를 초과하는 경우가 존재함을 확인 할 수 있다. 이는 BLV_RA 전략이 수익률 측면에서는 다른 전략과 충분한 차별성을 갖지만, 변동성 측면에서는 시장 급락 구간이 아닌 지속적으로 상승하는 구간에서는 절대모멘텀이 작동하지 않아 전략간 변동성이 유사함을 알 수 있다. 수익률과 변동성을 함께 고려한 샤프비율에서는 비교전략 모든 구간에서 p-value가 유의수준이 소수점 넷째자리 이상으로 나타남에 따라 단위위험대비 수익률 측면에서는 BLV_RA 전략이 비교대상 모든 전략보다 통계적 유의성이 있음을 확인할 수 있다.

<표 15>는 중기 모멘텀 관찰기간에 따른 전략별 월별 수익률을 추가 분석한 표이다. 관찰기간에 따라 수익률이 차이를 볼 수 있으며, 관찰기간이 짧을수록 월별 수익률이 큼을 알 수 있다. 수치상으로만 보면 관찰기간이 252일(1년)이 아닌 120일(6개월)을 사용하는 것이 효율적으로 보이나 본 연구에서는 252일을 모델의 파라미터로 최종 선택하였다.

<표 12> BLV_RA과 BLV_R 대응표본 t-검정 결과

각 컬럼값은 t-statistic(p-value)형태로 구성됨.

Year	SR	Mean(ann.)	Vol(ann.)
1	6.41(0.0000)	4.96(0.0000)	-3.23(0.0015)
2	8.47(0.0000)	11.21(0.0000)	-2.85(0.0051)
3	10.02(0.0000)	15.20(0.0000)	-2.33(0.0213)
4	10.04(0.0000)	17.67(0.0000)	-1.87(0.0645)
5	9.50(0.0000)	24.26(0.0000)	-1.64(0.1048)
6	8.52(0.0000)	25.27(0.0000)	-1.55(0.1256)
7	8.94(0.0000)	27.40(0.0000)	-1.67(0.0986)
8	11.09(0.0000)	27.31(0.0000)	-1.86(0.0671)
9	13.06(0.0000)	30.97(0.0000)	-2.22(0.0303)
10	11.65(0.0000)	26.82(0.0000)	-2.70(0.0096)

<표 13> BLV_RA과 BLV_A 대응표본 t-검정 결과

각 컬럼값은 t-statistic(p-value)형태로 구성됨.

Year	SR	Mean(ann.)	Vol(ann.)
1	8.26(0.0000)	10.78(0.0000)	5.96(0.0000)
2	12.27(0.0000)	16.45(0.0000)	7.81(0.0000)
3	13.74(0.0000)	21.65(0.0000)	10.73(0.0000)
4	15.88(0.0000)	32.63(0.0000)	16.32(0.0000)
5	18.56(0.0000)	44.54(0.0000)	22.65(0.0000)
6	24.88(0.0000)	48.06(0.0000)	25.95(0.0000)
7	40.41(0.0000)	54.51(0.0000)	32.43(0.0000)
8	46.44(0.0000)	57.02(0.0000)	45.76(0.0000)
9	50.74(0.0000)	73.23(0.0000)	71.40(0.0000)
10	46.56(0.0000)	64.28(0.0000)	90.50(0.0000)

<표 14> BLV_RA과 BLV_BM_14 대응표본 t-검정 결과

각 컬럼값은 t-statistic(p-value)형태로 구성됨.

Year	SR	Mean(ann.)	Vol(ann.)
1	11.90(0.0000)	13.65(0.0000)	-2.60(0.0104)
2	17.77(0.0000)	20.87(0.0000)	-2.18(0.0306)
3	23.45(0.0000)	27.05(0.0000)	-0.82(0.4161)
4	27.95(0.0000)	39.91(0.0000)	0.50(0.6187)
5	31.79(0.0000)	51.07(0.0000)	1.53(0.1302)
6	38.96(0.0000)	59.76(0.0000)	1.69(0.0940)
7	51.81(0.0000)	67.09(0.0000)	1.59(0.1149)
8	66.10(0.0000)	69.73(0.0000)	1.44(0.1548)
9	72.25(0.0000)	83.76(0.0000)	0.62(0.5348)
10	79.52(0.0000)	83.51(0.0000)	-1.43(0.1597)

첫 번째 이유는 과거 다양한 연구에서 가장 효율적인 관찰기간으로 검증된 값이기 때문이다. <표 15>의 테스트 결과는 2010년부터 2023년 9월까지 14년 정도 밖에 되지 않으며, 특히 해당 기간동안 시장이 전반적으로 하향하는 추세라 없어 검증의 제한이 있다. 기존 다른 연구에서는 이보다 훨씬 긴 30~40년 이상의 기간에서 검증된 결과 값으로 시장의 상승 및 하락, 급락 등 다양한 거시경제 상황을 고려한 최적값으로 볼 수 있다. Antonacci(2013)는 절대 모멘텀의 관찰기간은 12개월이 유용하다는 것을 연구를 통해 제시하였다. 관찰기간을 2개월에서 18개월까지 변화하며 1973년 1월부터 2012년 12월까지 실험한 결과 12개월의 샤프비율이 가장 높음을 확인했다. Jegadeesh and Titman(1993)은 상대모멘텀을 3개월에서 12개월 사이에서 실험한 결과 12개월이 우수함을 증명하였다. 모멘텀은 관찰기간에 따라 단기, 중기, 장기로 나눌 수 있는데 모멘텀 관찰기간은 과거 연구 사례결과 중기 모멘텀이 가장 효율적이며(Gray and Vogel, 2016), 단기 모멘텀(예, 1개월)의 경우 단기 수익률 반전현상으로 인하여 모멘텀이 지속되는 게 아니라 반대로 지난달의 패자가 이번 달의 승자가 되는 경우가 더 많았다(Da et al., 2014). 장기 모멘텀인 경우 3년에서 5년 사이에 걸친 관찰기간을 사용해 1933년부터 1980년까지 분석결과 단기와 유사하게 수익률 역전현상이 발생하였다(DeBondt and Thaler, 1985).

두 번째 이유는 관찰기간이 짧을수록 빈번한 종목교체에서 발생하는 비용으로 인한 수익률 감소효과 때문이다. <표 15>의 수익률은 평가일 시점의 증가를 바탕으로 계산된 이론적인 수익률로 실제 매매에서는 해당 수익률과 거래 제반 비용으로 인해 많은 오차가 발생해 <표 15>에 언급된 관찰기간이 짧은 파라미터가 모든 조건에서 우수하다고 판단할 수 없다. 즉, 포트폴리오의 리밸런싱 시점이 포트폴리오가 구성된 당일이 아니라 익 영업일 매매 시간내 실제 주문이 집행된다. 그러면서 전일 증가로 계산된 수익률과는 일부 차이가 존재할 수밖에 없다. 또한 거래시 발생하는 거래수수료와 증권거래세가 있고, 종목의 호가차이(bid-offer spread)로 인한 수익률 감소도 발생한다. 여기에서 가장 중요한 문제는 매매가 빈번할수록 위에서 언급한 거래 제반 비용으로 인해 수익률 감소가 증가한다는 것이다. 예를 들어 <표 12>에서 수익률이 좋은 60일 관찰기간의 경우 관찰기간이 짧아 포트폴리오에서 종목 편입/편출이 관찰기간이 긴 252일보다 매우 빈번하게 발생한다. BLV_RA의 경우 252일 관찰기간의 평균 수익률과 60일 평균수익률 차이가 75bp(base point) 발생하는데 종목교체가 자주 있는 경우 해당 수익률 차이는 거래 제반 비용으로 인해 차이가 상쇄될 수 있어 실제 실무에 적용하기 위한 최적의 파라미터로서 적절한지는 추가적인 검증이 필요하다.

앞에서 언급한대로 학문적으로는 주로 12개월을 사용하지만, 실무적으로는 시장 상황에 따라 단기 및 중기 모멘텀 관찰기간의 변화로 추가적인 수익률 개선이 가능한 부분이 있다. 단, 본 연구에서는 모멘텀의 관찰기간 변화에 따른 최적화된 포트폴리오를 제시하는게

아니라 모멘텀 기법을 사용하지 않는 포트폴리오보다 모멘텀을 사용한 포트폴리오가 수익률 및 변동성 개선이 있음을 제시하는데 주 목적이 있다. 따라서 관찰기간에 따른 연구는 이번 범위에서 포함하지 않고, 관찰기간의 적절한 파라미터를 찾는 방법은 차후 다른 주제로 연구할 예정이다.

<표15> 모멘텀 관찰기간별 수익률 비교

전략명	관찰기간	mean	std	min	50%	max
BLV_RA	60	1.91%	2.11%	-3.10%	1.65%	9.34%
	120	1.55%	2.25%	-4.26%	1.32%	8.12%
	200	1.26%	2.23%	-4.77%	1.12%	7.27%
	252	1.16%	2.23%	-5.06%	1.11%	7.30%
BLV_R	60	1.52%	2.51%	-6.94%	1.46%	8.40%
	120	1.29%	2.51%	-7.28%	1.22%	8.12%
	200	1.13%	2.54%	-7.08%	1.13%	7.27%
	252	1.10%	2.50%	-7.08%	1.09%	7.30%
BLV_A	60	1.47%	1.86%	-2.71%	1.34%	9.15%
	120	1.14%	2.00%	-4.26%	1.16%	8.34%
	200	0.94%	1.98%	-4.77%	0.97%	6.71%
	252	0.86%	2.04%	-5.06%	0.97%	6.71%
BLV_BM14	-	0.62%	2.52%	-8.15%	0.82%	8.21%
SPY	-	1.07%	4.25%	-12.49%	1.60%	12.70%

V. 결 론

마코위츠의 현대포트폴리오 이론은 그동안 분산투자를 전문가의 지식과 경험에 의존하는 부분을 계량적인 관점에서 분산투자를 할 수 있도록 그 지평을 넓혔다. 이론적인 간결함을 가지고 있음에도 불구하고, 해당 이론을 실무에서 사용하기에는 입력변수인 기대수익률과 변동성 값을 정의하는 부분에 어려움이 있다. 이런 부분을 해결하기 위해 블랙리터만은 투자자의 주관적인 견해를 추가함으로써 마코위츠의 평균분산 모형의 문제점을 개선한 포트폴리오 자산배분 모형으로 실무적으로 많이 쓰이게 되었다. 단 이 모형은 전문가의 주관적인 전망이 들어가면서 애널리스트, 펀드매니저와 같은 시장 전문가의 경험 및 지식이 필요해 개인이 효율적인 모형을 구성하기에는 한계가 있고, 계량적으로 설명하기 어려운 문제가 있었다.

본 연구에서는 블랙리터만 모형의 입력 변수인 기대수익률에 최근의 추세의 움직임은 단기적으로 유지된다는 효율적 시장가설의 이상 현상(anomaly) 중 하나인 모멘텀 현상을 접목하여 최근 시장의 자산 변화에 대응할 수 있도록 하였다. 이를 통해 기존 평균분산 모형보다 1.82%p, 시장전망을 반영하지 않은 블랙리터만 모형보다 2.38%p 연환산 수익률이

우수함을 확인하였다. 또한 손실을 제한하는 절대모멘텀과 우수자산을 선택하는 상대모멘텀을 포트폴리오 선택 모델에 적용하여 투자 유니버스의 전체 자산을 동일 비중으로 투자했을 때보다 변동성은 1.04%p 낮추고, 최대낙폭은 10% 이하로 줄일 수 있었다.

블랙리터만 모형은 전통적인 전략적 자산배분 관점에서, 듀얼모멘텀 전략은 동적자산배분 관점에서 각각 연구 및 발전해왔다. 본 연구에서는 2개의 서로 다른 전략을 결합하여 새로운 적극적 자산배분 전략을 만들었다는데 의미가 있다. 이 모델은 과거 시계열 데이터만 입력 변수로 사용해서 모델이 매우 단순하고 직관적이다. 또한 미래에 대한 시장예측 없이 시장변화에 적극적으로 대응하도록 모델을 설계했다는 점이 기존연구와 차별점을 갖는다. 이러한 장점에도 불구하고 본 연구가 가지고 있는 한계점이 있다. 우선 리밸런싱 때 발생하는 거래비용을 고려하지 않았고, 실제 투자 환경에서 유동성 문제로 발생하는 슬리피지(slippage)가 결여되었다. 또한 실증분석의 기간이 20년이 되지 않는 짧은 기간이라 장기간의 시장 침체 구간이 포함되지 않아 다양한 시장국면에 대한 검증이 부족한 문제가 있다. 향후 연구에서는 실제 투자에서 발생할 수 있는 다양한 거래비용을 고려하고 분석 기간을 늘려 모델의 안정성 및 문제점을 보완하고자 한다. 또한 실증분석 결과 모멘텀의 관찰기간에 따라 포트폴리오의 수익률이 크게 달라짐을 볼 수 있다. 이는 모멘텀을 기반으로 하는 포트폴리오 전략에서 큰 의미를 차지한다. 모멘텀 관찰기간에 대해서는 다양한 매매비용(매매수수료, 세금, bid-offer spread 등)을 고려하여 최적화된 관찰기간을 찾고자 한다. 이런 문제점들이 보완된다면 제안된 모형은 사람의 개입 없이 계량화 가능하여, 로보어드바이저와 같은 자동화 투자솔루션에 적합한 알고리즘으로 활용할 수 있을 것으로 보인다.

참 고 문 헌

- 김선웅 (2019), “지능형 전망모형을 결합한 로보어드바이저 알고리즘,” *지능정보연구*, 제25권 제2호, 39-55.
- 박기경 · 이영호 · 서지원 (2013), “ETF와 블랙리터만 모형을 이용한 인헨스드 인덱스 전략,” *경영과학*, 제30권 제3호, 1-16.
- 송정민 · 이영호 · 박기경 (2012), “블랙리터만 모형을 이용한 섹터지수 투자 전략,” *경영과학*, 제28권 제1호, 57-71.
- 정진호 · 임재욱 · 제상영 (2012), “한국, 중국, 일본, 미국 주식시장의 변동성 이전과 상관관계 변화에 관한 비교 연구,” *금융공학연구*, 제11권 제1호, 1-16.
- 최영민 · 이성훈 · 유원석 (2019), “대안적 자산배분 방법론 연구 - 수정 Black-Litterman 모형을 중심으로,” *국민연금공단 연구보고서*.
- 최영민 · 유원석 · 장호규 (2021), “글로벌 투자자의 블랙-리터만 모형을 활용한 전략적 자산배분 연구,” *재무관리연구*, 제38권 제4호, 293-314.
- 황용일 (2018), “자본시장의 변동성에 대한 비트코인과 금의 헷지 효율성에 관한 소고,” *금융공학연구*, 제17권 제2호, 193-223.
- Antonacci, G. (2013), “Absolute Momentum: A Simple Rule-Based Strategy and Universal Trend-Following Overlay,” Available at SSRN 2244633.
- Antonacci, G. (2016), “Risk Premia Harvesting Through Dual Momentum,” *Journal of Management & Entrepreneurship*, 2(1), 27-55,
- Asness, C. S., T. J. Moskowitz, and L. H. Pedersen (2013), “Value and Momentum Everywhere,” *The Journal of Finance*, 68(3), 929-985.
- Black, F. and R. Litterman (1991a), “Asset Allocation Combining Investor Views with Market Equilibrium,” *Journal of Fixed Income*, 1(2), 7-18.
- Black, F. and R. Litterman (1991b), “Global Asset Allocation with Equities, Bonds, and Currencies,” *Goldman, Sachs & Co Fixed Income Research*.
- Black, F. and R. Litterman (1992), “Global Portfolio Optimization,” *Financial Analysts Journal*, 48(5), 28-43.
- Bondt, De., F. M. Werner, and R. Thaler (1985), “Does the Stock Market Overreact?,” *The Journal of Finance*, 40(3), 793-804.
- Brinson, G. P., L. R. Hood, and G. L. Beebower (1986), “Determinants of Portfolio Performance,” *Financial Analysts Journal*, 42(4), 39-44.
- Brinson, G. P., B. D. Singer, and G. L. Beebower (1991), “Determinants of Portfolio

- Performance II: An Update,” *Financial Analysts Journal*, 47(3), 40–48.
- Brinson, G. P., L. R. Hood, and G. L. Beebower, (1995), “Determinants of Portfolio Performance,” *Financial Analysts Journal*, 51(1), 133–38.
- Chen, L., Z. Da, and E. Schaumburg (2015), “Implementing Black–Litterman using an equivalent formula and equity analyst target prices,” *The Journal of Investing*, 24(1), 34–47.
- Da, Z., U. G. Gurun, and M. Warachka (2014), “Frog in the pan: Continuous information and momentum,” *Review of Financial Studies*, 27(7), 2171–2218.
- Da, Z., Q. Liu, and E. Schaumburg (2014), “A closer look at the short-term return reversal,” *Management Science*, 60(3), 658–74.
- DeLong, J. B., A. Shleifer, L. H. Summers, and R. J. Waldmann (1990), “Noise trader risk in financial markets,” *Journal of Political Economy*, 98(4), 703–738.
- Faber, M. (2007), “A Quantitative Approach to Tactical Asset Allocation,” *Journal of Wealth Management*, 9(4), 69–79.
- Faber, M. (2010), “Relative Strength Strategies for Investing,” *Cambria Investment Management*, working paper.
- Fama, E. F. and K. R. French (2008), “Dissecting Anomalies,” *The Journal of Finance*, 63(4), 1653–1678.
- Geczy, C. and M. Samonov (2016), “Two centuries of multi-asset momentum (equities, bonds, currencies, commodities, sectors and stocks),” *Financial Analysts Journal*, 72(5), 32–56.
- Gray, W. and J. Vogel (2016), *Quantitative Momentum*, Wiley.
- Gao, X. and F. Nardari (2018), “Do commodities add economic value in asset allocation? new evidence from time-varying moments,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 53(1), 365–393.
- He, G. and R. Litterman (2002), “The Intuition Behind Black–Litterman Model Portfolios,” Available at SSRN 334304.
- He, W., A. Grant, and J. Fabre (2013), “Economic value of analyst recommendations in Australia: An application of the Black–Litterman asset allocation model,” *Accounting and Finance*, 53(2), 441–470.
- Idzorek, T. (2004), “A step-by-step guide to the Black–Litterman model,” *Incorporating User-Specified Confidence Intervals*, Zephyr Associates, Inc.
- Jegadeesh, N. and S. Titman (1993), “Returns to buying winners and selling losers:

- Implications for stock market efficiency,” *Journal of Finance*, 48(1), 65–91.
- Jegadeesh, N. and Titman, S. (2001), “Profitability of momentum strategies: An evaluation of alternative explanations,” *Journal of Finance*, 56(2), 699–720.
- Keller, W. J. and J. W. Keuning (2016), “Protective Asset Allocation (PAA): A Simple Momentum-Based Alternative for Term Deposits,” Available at SSRN 2759734.
- Keller, W. J. and J. W. Keuning (2018), “Breadth Momentum and the Canary Universe: Defensive Asset Allocation (DAA),” Available at SSRN 3212862.
- Kolm, P. and G. Ritter (2017), “On the Bayesian interpretation of Black - Litterman,” *European Journal of Operational Research*, 258(2), 564–572.
- Keller, W. J. and J. W. Keuning (2023), “Dual and Canary Momentum with Rising Yields/Inflation: Hybrid Asset Allocation (HAA),” Available at SSRN 4346906.
- Levy, R.A.(1967), “Relative strength as a criterion for investment selection,” *Journal of Finance*, 22(4), 595–610.
- Litterman, R. and Quantitative Research Group (2003), *Modern Investment Management: An Equilibrium Approach*, John Wiley & Sons.
- McVey, H., R. Allouani, and D. Golicz (2023), “KKR Insights: Regime Change - Changing Role of Private Real Assets in Traditional Portfolio,” *KKR Insights*, Volume 13.4.
- Medhat, M. and M. Schmeling (2022), “Short-term Momentum,” *The Review of Financial Studies*, 35(3), 1480–1526.
- Markowitz, H. (1952), “Portfolio Selection,” *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
- Thapar, A., T. Maloney, and A. Brixton (2021), “When Stock-Bond Diversification Fails: Managing Inflation Risk in Investor Portfolios,” AQR white paper.
- Moskowitz, T. J., Y. H. Ooi, and L. H. Pedersen (2012), “Time Series Momentum,” *Journal of Financial Economics*, 104(2), 228–250.
- Walters, J. (2014), “The Black-Litterman model in detail”, Available at SSRN 1314585.

Abstract

A Study on Active Asset Allocation: Combining Momentum with Black-Litterman

C. H. Lee and W. S. Bae***

In this study, we propose a new proactive asset allocation model that combines the Black-Litterman model with a momentum strategy. The Black-Litterman model effectively addresses the corner solution problem of the mean-variance model by incorporating investor market views into the implied expected returns of the market equilibrium portfolio. However, it heavily relies on the subjectivity of market views, relying on expert knowledge and experience. In this paper, we suggest a quantitative momentum score using recent time series data to create a market outlook method that can adapt to market changes. Additionally, we integrate the relative and absolute momentum strategies, as criteria for asset selection in portfolio construction. This combination allows for achieving higher expected returns and lower risk. The proposed model demonstrates superior performance in terms of returns and portfolio evaluation metrics such as volatility and Maximum Drawdown(MDD) compared to the Black-Litterman model without market views, mean-variance considerations, or fixed weights portfolio. This model, designed to respond to market changes without predicting the market, is notable for its simplicity and intuitiveness, making it easily understandable. The significance lies in its potential application in automated solutions such as robo-advisors, where data-driven interventions without human involvement are preferred.

Key words: Asset Allocation, Mean-Variance, Black-Litterman, Dual-Momentum, Robo-Advisor

* First Author, Ph.D. Student, Department of Financial Engineering, Korea University,
Tel: +82-2-2229-6081, E-mail: signurs@korea.ac.kr

** Corresponding Author, Ph.D., R&D Leader, Quarterback Group, Tel: +82-2-6105-6531,
E-mail: ws.bae@qbgroup.co.kr