

매크로 팩터 기반 자산 배분 vs. 자산군 기반 자산 배분: COVID 19 팬데믹 전후 비교 분석

이유경*, 이은정**

< 요약 >

본 연구에서는 자산 배분을 결정하기 위해 사용되어온 자산군(Asset-class)에 대한 전통적인 접근 방식과 팩터 기반 자산 배분 방법을 비교 분석한다. 특히 Covid-19 이전과 이후로 기간을 구분하여 분석함으로써 다양한 시장 상황에서 어떠한 자산 배분 방식이 위험을 효과적으로 관리할 수 있고 수익률을 제고할 수 있는지를 확인한다. 먼저 Covid-19 이전과 이후의 자산군 간의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계를 분석하여 다각화의 효과에 대한 변화를 조사하였는데, 그 결과 Covid-19 이전에는 자산 간의 상관관계가 음의 상관관계 또는 낮은 상관관계를 보였으나, Covid-19 이후에는 모든 자산 군에서 상관관계가 상승하는 경향을 보였다. 이에 반해, 매크로 팩터 간의 상관관계는 자산 간의 상관관계보다 안정적이며, Covid-19 이전과 이후의 변동이 크지 않은 것으로 나타났다. 이는 매크로 팩터가 Covid-19 이후에도 여전히 위험 다각화에 효과적임을 의미한다. 또한, 매크로 팩터 위험의 노출 정도를 분석한 결과, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분 모두 매크로 팩터의 위험 공헌도가 잘 분산되고 단일 요소에 편중되지 않는 것으로 나타나 정상적인 기간에서는 자산군 기반 자산 배분의 경우에도 매크로 팩터 위험을 잘 분산하고 있는 것을 알 수 있었다. 그러나, Covid-19 이후에는 자산군 기반 자산 배분의 경우에는 특정 매크로 팩터로 위험 공헌도가 치우친 것으로 나타난 반면, 매크로 팩터 기반 자산 배분의 경우에는 이러한 특정 매크로 팩터로 치우친 위험 공헌도의 편중 현상이 개선되는 것으로 나타났다. 다음으로 수익성을 비교분석한 결과, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분의 포트폴리오와 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 크게 다르지 않은 것으로 나타난 반면, Covid-19 이후 기간에는 자산군 기반 자산 배분에 비해 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 상대적으로 높은 것으로 분석되었다.

핵심 단어: 전략적 자산배분, 매크로 팩터, 위험 팩터, COVID-19

* 부경대학교 조교수

** 한양대학교 교수

1. 서론

Markowitz(1952)의 연구가 발표된 이후, 지난 60여 년 동안 자산 배분을 결정하기 위해 최적화된 기본 구성 요소는 자산 클래스(Asset-class)였다. 주식, 채권 등의 소위 자산군은 60년 이상 포괄적이고 다양한 포트폴리오를 구성하기 위한 주요 요소로 여겨져 왔다. 대부분의 기관 투자자와 개인 투자자들은 주어진 자산군을 기반으로 분산투자 효과를 통해 위험을 적절히 통제하고, 수익을 극대화하도록 포트폴리오를 구성한다. 이때, 자산간 다각화 효과를 최대로 끌어내기 위해서는 단순히 임의의 자산을 편입하는 것이 아니라 최대한 서로의 상관관계가 낮은 자산으로 포트폴리오를 구성해야 한다.

그러나, 전례 없던 Covid-19 팬데믹 이후에 이러한 자산군 기반 자산 배분을 바라보는 시각이 달라졌다. 오랫동안 투자자들은 서로 다른 자산군이 본질적인 다각화 이점을 제공한다는 견해를 갖고 있었지만, 실제로 최근 시장 침체로 인해 이러한 다각화 이점이 사라지게 되었다. Covid-19 팬데믹이라는 시장위기로 인해, 각 자산에 내재된 공통 위험 요인의 심각한 중복 노출이 나타나고, 그 결과 위기 시에 모든 자산의 상관관계는 높아진 것이다. Kinlaw et al.(2021)의 연구에서는 “Diversification often disappears when it is most needed.”라고 언급하였고, 이는 이제 일반적인 통념이 되었다. 그와 동시에, 최근에는 매크로 팩터라는 새로운 유형의 잠재적 구성 요소가 등장하였고, 이와 더불어 투자자들은 팩터 기반 자산 배분 모형(factor-based asset allocation)에 관심을 두기 시작했다. 이는 자산의 수익률을 결정하는 공통된 매크로 팩터를 식별하고 이를 기반으로 자산 배분을 수행하는 것을 의미한다. 예를 들어, 주식 시장에서는 경제성장, 금리, 물가 등과 같은 여러 가지 팩터가 수익률에 영향을 미칠 수 있는데, 이러한 팩터를 분석하여 특정 자산의 리스크 프로필을 이해하고, 이를 기반으로 포트폴리오를 구성함으로써 분산투자 효과를 제고하고 수익과 위험 구조를 개선할 수 있는 모형이다.

최근에는 팩터에 기반한 자산 배분 방법이 현재 시장 상황에서는 더 효과적인 방법이라는 주장이 제기되었다. 실제로 여러 해외 연기금에서는 이러한 팩터에 기반한 자산 배분을 적극 활용하고 있는데, 예를 들어 캐나다의 CPPIB(Canada Pension Plan Investment Board)와 덴마크의 ATP(Danish Labour Market Supplementary Pension Scheme)와 같은 기관투자자들이 팩터 기반 자산배분 방법론을 도입하고 있다. 뿐만 아니라, 세계적인 자산운용사 블랙록은 자산군 전반에 걸쳐 잘 분산된 것처럼 보이는 많은 포트폴리오가 실제로는 위험 노출 전반에 걸쳐 충분히 분산되어 있지 않을 수 있다고 언급하며, 자산군에 자본을 배분하는 대신 매크로 팩터에 위험을 배분함으로써 보다 탄력적인 포트폴리오를 구축하는 것이 가능하다고 언급하였다. 그들의 보고서에 따르면, 경제성장, 실질금리, 인플레이션, 신용, 신흥시장, 유동성 등 6가지 매크로 팩터가 자산군 전반에 걸쳐 수익률의 90% 이상을 설명한다는 사실을 발견하였고, 이러한 팩터를 명시적으로 할당함으로써 단일 요소에 집중되는 것을 피할

수 있다고 제시하였다.

학계에서도 이와 관련된 연구가 활발히 진행 중에 있다(Blyth et al., 2016; Greenberg et al., 2016; Bass et al., 2017; Miles et al., 2015, 이준행, 박기남, 2018). 일부 연구에서는 팩터 기반 자산 배분이라는 새로운 접근 방식이 전통적인 자산군 기반 자산 배분에 비해 투자자가 개인의 투자 목표와 제약을 보다 정확하게 반영하여 더 나은 투자 결정을 내리는 데 도움이 된다고 주장하고 있으며(Asl and Etula, 2012; Lee and Salerno, 2021; Bass et al. 2017), 특히 전통적인 다각화 방법이 매우 실망스러웠던 2008 -2009년 금융 위기와 같은 기간을 포함하여 광범위한 시장 환경에서 잠재적인 포트폴리오 행동을 더 잘 이해할 수 있다고 언급하였다(Asl and Etula, 2012). 반면, 일부 연구에서는 포트폴리오 관리에서 팩터 기반 자산 배분의 역할을 높이 평가하지만, 그 우위에 대한 주장에 대해서는 주의를 촉구한다고 주장한다(Idzorek and Kowara, 2013).

본 연구에서는 기존의 연구들과 달리 Covid-19 이전과 이후 기간으로 나누어 자산군 기반 자산 배분과 팩터 기반 자산 배분을 각각 진행하여 시기별 두 자산 배분 방법을 비교하고자 한다. 특히, Covid-19 이전과 이후 시기에 따라 포트폴리오 구성 및 위험 노출이 어떻게 변화하는지 분석하고자 한다. Covid-19 팬데믹은 글로벌 금융 시장에 엄청난 불안정성을 초래했고, 급격한 주가 하락과 변동성의 증가는 전통적인 자산군 자산 배분의 한계를 드러냈으며, 이로 인해 투자자들은 더 효과적인 위험 관리 방법을 모색하게 되었다. 본 연구의 주요 목표 중 하나는 이러한 급변하는 금융 환경에서 팩터 기반 자산 배분이 포트폴리오의 수익-위험 프로파일을 개선할 수 있는지를 밝히는 것이다.

본 연구의 결과는 다음과 같다. 첫 번째로, 각 기간의 자산군의 수익률과 매크로 팩터 수익률의 역학을 살펴보았다. 경기 침체기에는 주식, 채권, 그리고 대체투자 자산군 모두 저조한 성과를 보이고 있으며, 경제 확장기에는 대부분의 자산군에서 매우 높은 수익률을 기록하고 있음을 확인할 수 있다. 두 번째로, 자산 수익률의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계를 Covid-19 팬데믹 이전과 이후로 나누어 살펴본다. 분석결과, 전반적으로 Covid-19 이전에는 자산별 상관관계가 음의 상관관계를 보이거나 낮은 상관관계를 보이는 것으로 나타났으나, Covid-19 이후에는 모든 자산군에서 매우 높은 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 이는 금융시장에서 발생한 예상치 못한 충격으로 인해 자산군 간 상관관계가 상승하였고, 그에 따라 Covid-19 대유행 이후 자산 기반 자산 배분을 통한 다각화는 의미있는 위험 분산 효과를 제공하지 못함을 의미한다. 이에 반해, 매크로 팩터 간의 상관관계는 자산 간의 상관관계보다 안정적이며, Covid-19 이전과 이후의 변동이 크지 않은 것으로 나타났다. 이는 매크로 팩터가 Covid-19 이후에도 여전히 위험 다각화에 효과적임을 의미한다. 이를 통해 투자자가 매크로 팩터를 활용하여 포트폴리오를 구성하고 리스크를 안정적으로 관리하는데 도움이 될 수 있음을 확인하였다. 세 번째로, 각 자산별 연환산 위험이 각각의 매크로 익스포저에 얼마나 노출되었는지를 확인한 결과, Covid-19 이전과 이후에 전통자산군인 주식과 채권의 경우 자산별 팩터 노출도는 크게 변화하지는 않았다. 그러나, 대체투자에 해당

하는 사모투자, 부동산, 그리고 인프라의 경우, Covid-19 이전과 이후 팩터 민감도가 상당히 변화하는 것으로 나타났다. 특히나, 인플레이션 팩터가 Covid-19 이전에는 양의 민감도를 보였으나, Covid-19 이후에는 음의 민감도를 보이는 것으로 나타나, 팬데믹으로 인해 매크로 팩터의 영향력이 달라지는 것을 확인할 수 있다. 네 번째로, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분 모두 매크로 팩터의 위험 공헌도가 잘 분산되고 단일 요소에 편중되지 않는 것으로 나타나, 정상적인 기간에서는 자산군 기반 자산 배분의 경우에도 매크로 팩터 위험을 잘 분산하고 있는 것을 알 수 있었다. 그러나, Covid-19 이후에는 이러한 결과가 다소 다르게 나타나는데, 자산군 기반 자산 배분의 경우에는 특정 매크로 팩터로 위험 공헌도가 치우친 것으로 나타난 반면 매크로 팩터 기반 자산 배분의 경우에는 이러한 특정 매크로 팩터로 치우친 위험 공헌도의 편중 현상이 개선되는 것으로 나타났다. 마지막으로, 수익성을 비교분석한 결과, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분의 포트폴리오와 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 크게 다르지 않은 것으로 나타난 반면, Covid-19 이후 기간에는 자산군 기반 자산 배분에 비해 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 더 높은 것으로 분석되었다. 즉, 시장 경제 상황의 불확실성이 심하고 전통적인 자산군들의 상관관계가 양으로 나타날 경우 매크로 팩터 기반 자산 배분의 수익성이 자산군 기반 자산 배분에 비해 다소 개선되는 것을 알 수 있다.

본 연구의 공헌도는 다음과 같다. 첫 번째로 본 연구는 Covid-19 이전과 이후 시기의 자산 배분 방법을 비교하고, 이 두 시기에 따라 포트폴리오 구성 및 위험 노출이 어떻게 변화하는지 분석한다. 이는 저자가 아는 한 Covid-19 이전과 이후 시기를 구분하여 자산군 기반 자산 배분과 매크로 팩터 기반 자산 배분을 비교한 최초의 연구이다. Covid-19 이후 기간에는 전통적 자산군 간의 상관관계가 양의 값을 갖게 되면서, 자산군 기반 자산 배분으로는 분산투자 효과가 나타나지 않는다는 주장이 지속적으로 제기되었던 기간이다. 본 연구에서는 이렇게 자산군 간의 상관관계로 인해 위험의 분산이 어려운 상황에서 매크로 팩터 기반 자산 배분이 어떻게 역할을 할 수 있는지를 분석하는 최초의 연구이다. 본 연구에서는 금융 시장의 동요와 변동성이 심각한 상황에서 매크로 팩터들이 다각화 효과를 제공할 수 있는 능력이 있음을 보이고, 투자자가 매크로 팩터 다각화를 통해 위험을 분산시키고 투자 포트폴리오를 안전하게 유지하는 데 도움이 된다는 것을 보이고 있다. 이로써, 본 연구는 투자자와 포트폴리오 관리자에게 금융 시장의 변동성이 높아질 때 포트폴리오를 구성하고 위험을 효과적으로 관리할 수 있는 방법을 제안하고 있다. 두 번째로 국내에서 팩터 기반 자산 배분에 관한 연구가 부족한 상황에서 본 연구는 팩터 기반 자산 배분의 중요성을 강조하고 있다. 국내의 팩터 기반 자산 배분 연구와 관련된 연구는 거의 없는 실정이다. 해외에서는 학계 및 업계에서 팩터 기반 자산 배분이 상대적으로 활발하게 연구되고 있으며, 여러 해외 연기금에서는 이를 성공적으로 활용하고 있다. 본 연구는 팩터 기반 자산 배분의 중요성을 강조하고, Covid-19 이전과 이후의 두 시기에 대한 연구 결과를 통해 팩터 기반 자산 배분의 잠재적 이점을 제시하고 있다. 이는 학계와 실무 사이를 잇는 연구가 될 수 있을 것이며,

매우 시의적절한 연구라고 판단된다.

이 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 이론적 배경을 논의하고, 3장에서는 본 논문의 자료구성과 변수구성에 대해 논의한다. 4장은 실증결과를 보고한다. 5장에서는 결론을 제시한다.

2. 자산군 기반 자산 배분 vs. 매크로 팩터 기반 자산 배분

본 연구에서는 Covid-19 이전과 이후 기간으로 나누어 자산군 기반 자산 배분과 매크로 팩터 기반 자산 배분을 각각 진행하여 시기별 두 자산 배분 방법을 비교하고자 한다. 따라서 가장 먼저 자산 기반 자산 배분과 팩터 기반 자산 배분에 대한 이론적 논의를 살펴보고자 한다.

2.1 자산군 기반 자산 배분(Asset-Class Based Asset Allocation)

일반적으로 자산배분은 포트폴리오의 수익률을 결정하는 가장 핵심적인 프로세스이며, 장기적으로 안정된 포트폴리오를 구축하는 것을 목표로 한다. 이를 위해서는 비체계적 위험 (unsystematic risk)을 최소화할 수 있도록 잘 분산된 포트폴리오를 구성하는 것이 중요하다. Markowitz(1952)는 평균-분산 최적화 모형(MVO)을 제시하였고, 이는 현대 포트폴리오 이론의 핵심이자 포트폴리오의 자산 배분에서 가장 널리 쓰이는 방법으로 자리 잡았다. Markowitz(1952)의 연구가 발표된 이래로 지금까지 자산 배분을 결정하기 위해 가장 기본적인 구성 요소는 자산 군(asset-class)이었다. 주식, 채권 등의 자산군은 60년 이상 포괄적이고 다양한 포트폴리오를 구성하기 위한 주된 구성 요소로 사용되어 왔다. 대부분의 연기금은 주어진 자산군을 기반으로 분산투자를 통해 위험을 적절히 통제하고, 수익을 극대화하도록 포트폴리오를 구성한다. 이때, MVO를 위해서 실무자는 기대수익률, 표준 편차, 그리고 다른 모든 자산과 관련된 각 자산의 상관관계를 추정해야 한다. MVO 모형은 각 자산별 기대수익률과 위험 두 가지 입력변수를 이용해 투자자금을 각 자산에 어떻게 배분할지 결정하는 방법론이다. 다양한 포트폴리오 조합 중에서 지배원리(dominance principle)를 통해 목표 기대수익률 수준에서 위험을 최소화하거나, 또는 목표 위험 수준에서 기대수익률을 극대화하는 일련의 과정이 평균-분산 모형의 핵심이다. 이때, 자산간 다각화 효과를 최대로 끌어내기 위해서는 단순히 임의의 자산을 편입하는 것이 아니라 최대한 서로 상관관계가 낮은 자산으로 포트폴리오를 구성해야 한다.

Markowitz가 고안한 전통적인 자산배분 방법은 분산투자 효과를 계량적으로 설명했지만,

단순히 자산군의 수익률과 위험을 기반으로 하고 있어 자산군의 내재된 리스크 팩터를 분석하지 못해, 분산투자 효과가 제한적이고 효과적이지 못하다는 지적이 지속되어 왔다. 특히, MVO 모형은 실질적 적용에 있어 매우 취약한 단점을 가지고 있다. 모형의 결과 값인 최적 자산 배분 비중이 입력값 중 특히 자산의 기대수익률의 작은 변화에도 민감하게 반응하고, 때때로 자산 배분 비중이 일부 자산에 편중되는 모서리해(corner solution) 문제가 빈번하게 발생한다는 것이다(Chopra and Ziemba, 1993). 즉, MVO 모형에 의한 최적화는 기대수익률이 높고, 변동성이 낮은 자산에 과도한 가중치가 부여되는 코너해 문제 발생하게 된다. 이는 최적 포트폴리오의 투자비중이 기대수익률이나 위험수준의 미세한 차이에 민감하게 반응하는 모형의 특성에 기인한다. 따라서, 제약조건을 설정하지 않으면 포트폴리오의 자산배분시 MVO 모형이 적용되기 어렵게 된다.

2.2 팩터 기반 자산 배분(factor-based asset allocation)

MVO 모형은 자산군의 수익률과 위험을 반영하고 있고 이론적으로 타당한 방법론이나, 기대수익률 및 변동성 데이터에 따른 민감도가 매우 크고 주식이나 채권 같은 전통적인 자산군에 대해서만 적합하여 동 방법론을 이용할 경우 분산투자 효과가 제한적이거나 효과적이지 못하다는 문제점이 존재한다. 이에 따라, 매크로 팩터에 기반한 자산 배분 방법이 현재 시장 상황에서는 더 효과적인 방법이라는 주장이 제기되었다(Blyth et al., 2016; Greenberg et al., 2016; Bass et al., 2017; Miles et al., 2015, 이준행, 박기남, 2018). 이는 자산의 수익률을 결정하는 공통된 리스크 팩터를 식별하고 이를 기반으로 자산배분을 수행하는 것을 의미한다. 특히, 위험특성이 상이한 자산 군이라도 자산의 근원적인 위험을 창출하는 매크로 팩터들의 영향력은 존재할 수 있다. 예를 들어, 주식 시장에서는 경제성장, 실질 금리, 인플레이션 등과 같은 여러 가지 팩터가 수익률에 영향을 미칠 수 있다. 따라서 이러한 팩터를 분석하여 특정 자산의 리스크 프로필을 이해하고, 이를 기반으로 포트폴리오를 구성함으로써 분산효과를 제고하고 수익과 위험 구조를 개선할 수 있는 모형이 바로 팩터 기반 자산 배분 모형이다.

팩터 기반 자산 배분은 자산의 수익률 원천을 분석하고 내재된 리스크 팩터를 찾아내어 수익화하는 것이 모형의 핵심이다. 즉, 팩터 익스포저(factor exposure)와 팩터 수익률(factor return)로 분해하는 방식이다. 이를 위해 가장 먼저 자산의 수익률을 종속변수로 설정하고, 팩터 수익률을 독립변수로 설정하여 회귀분석을 실행하여 민감도인 팩터 익스포저를 추정한다.

$$r_i = \alpha_i + \sum_{j=1} \beta_{i,j} f_j + \varepsilon_i \quad (1)$$

이렇게 추정된 자산별 팩터 익스포저는 이후 목표 팩터 익스포저(target factor exposure)와 자산군 매핑(mapping)의 연결고리로 이용될 것이다. 좋은 팩터는 자산의 수익률의 원천이 되는 팩터로 위험과 수익을 적절하게 반영할 수 있어야 한다. 대표적인 매크로 팩터는 경제 성장, 인플레이션, 실질금리, 신용 팩터이며 이 4개의 팩터는 국내외 연구에서 가장 빈번하게 사용되는 공통 팩터이다(Blyth et al., 2016; Greenberg et al., 2016; Bass et al., 2017; 이준행, 박기남, 2018).

다음으로는 내재 팩터 익스포저를 통해서 목표 팩터 익스포저를 산출하는 과정이 필요하다. 이때, 앞에서 추정된 자산군 i 에 대한 팩터 j 의 노출치를 바탕으로 Blyth et al. (2016)이 제안한 방법론을 이용해 MVO 모형을 통해 최적화된 자산 배분 비중으로부터 내재 팩터 익스포저(implied factor exposure)를 도출할 수 있다.

$$\theta_j = \sum_i^n \hat{\beta}_{ij} \pi_i \quad (2)$$

내재 팩터 익스포저는 현재 투자된 포트폴리오가 어떠한 매크로 팩터에 얼마나 노출되어 있는가를 보여주는 값이다. 이는 회귀분석을 통해 추정된 자산군 i 에 대한 팩터 j 의 노출치인 $\hat{\beta}_{ij}$ 에 자산 i 의 투자비중 π_i 를 곱해 모든 자산군에 대해 합하면 현재 투자된 자산군들이 팩터 j 에 노출된 정도 θ_j 를 얻을 수 있다. 즉, 이를 통해 MVO 모형을 통해 최적화된 포트폴리오가 각 매크로 팩터에 얼마나 노출되었는지를 확인할 수 있다. 그러나, 이렇게 산출된 내재 팩터 익스포저는 팩터 공간에서 효율적인 투자선에 위치하지 않는다. 즉, MVO를 통해 최적화된 자산 배분 비중을 통해 추정된 내재 팩터 익스포저보다 더 우월한 목표 팩터 익스포저를 산출해야 하는데, 이는 현재의 내재 팩터 익스포저와 위험이 동일하나 기대수익률은 더 높은 경우, 또는 기대수익률이 동일하나 위험이 더 낮은 경우를 벤치마크로 삼아 목표 팩터 익스포저를 구한다.

마지막으로 위에서 산출된 목표 팩터 비중을 달성하기 위한 투자자산 비중을 결정하기 위해서 기존 문헌에서 사용하고 있는 목적함수를 이용한다(Blyth et al., 2016; Greenberg et al., 2016; 이준행, 박기남, 2018).

$$\text{Min}_w (1-\lambda)(w^T A - e^T)(w^T A - e^T)^T + \lambda(w^T A - e^T) \Sigma (w^T A - e^T)^T + \lambda w^T Q w \quad (3)$$

여기서, w : 투자 가능한 모니터링 지표 포트폴리오의 투자비중 벡터

A : 자산군별 팩터 민감도

e : 목표 팩터 익스포저 벡터

Σ : 매크로 팩터 공분산 행렬

Q : 매크로 팩터들로 설명되지 못하는 자산군의 고유위험 공분산행렬

λ : 액티브 위험 팩터 비중

액티브 위험 팩터 비중을 의미하는 λ 는 목표 매크로 팩터 포트폴리오와 실현 포트폴리오 사이의 매크로 팩터 노출 차이로 인해 발생하는 액티브 위험에 대한 패널티 비중을 의미하는데, Greenberg et al.(2016)에 따라 액티브 위험 팩터 비중을 나타내는 λ 는 0.99로 가정한다. 팩터 기반 자산 배분 모형 목적함수의 첫 번째 항은 목표 매크로 팩터 포트폴리오와 실현 포트폴리오 사이의 매크로 팩터노출 차이에 대한 패널티를 의미하며, 두 번째 항은 목표 매크로 팩터 포트폴리오와 실현 포트폴리오 사이의 매크로 팩터 노출 차이로 인해 발생하는 액티브 위험에 의한 패널티, 세 번째 항은 실현 포트폴리오의 고유위험에 따른 패널티를 의미한다. 즉, 동 모형은 목표 매크로 팩터 포트폴리오와 매크로 팩터 노출도가 유사하면서도 포트폴리오의 액티브 위험 및 고유위험이 낮은 실현 포트폴리오를 도출하고자 하는 것이다.

3. 자료와 변수구성

3.1 자료 및 벤치마크 설정

본 연구의 전체 표본기간은 2010년 1월부터 2023년 9월까지이며, 월간 자료를 사용한다. 글로벌 금융위기 이후인 2010년 1월부터 2017년 12월까지를 COVID-19 이전 기간으로 정의한다. 또한 2018년 1월부터 2023년 9월까지 약 최근 5년을 COVID-19 이후 기간으로 정의한다.¹⁾

포트폴리오의 구성을 위한 자산분류(Asset-based class)를 위해 국내채권, 국내주식, 해외채권, 해외주식, 사모투자, 부동산, 그리고 인프라 등 대표성을 가지는 7가지 자산군을 선정하였다. 이들의 벤치마크로는 여러 국내외 연기금에서 주로 사용하는 벤치마크를 사용하였다. 먼저 국내채권의 경우, KIS 종합채권지수를 사용하였고, 국내주식의 경우 KOSPI 지수를 사용하였다. 해외채권의 경우 가장 널리 사용되는 Barclays Global Index를 사용하였으며, 해외주식의 경우 MSCI World Index를 사용하였다. 사모투자의 경우, S&P Private Equity Index를 사용하였고, 부동산의 경우, FTSE EPRA/NAREIT Index를 사용하였으며, 인프라의 경우 S&P Infra Index를 사용하였다. <표 1>에는 본 연구에서 사용된 자산군의 벤치마크가 제시되어 있다.

- <표 1>을 여기에 -

1) COVID-19의 시작은 2020년부터였으나, 2020년 초부터 2023년 9월까지의 자료를 이용하여 분석을 하기에는 분석 기간이 충분하지 않아 기간을 2018년 1월부터로 설정하였다.

기존 연구에서는 여러 가지 팩터들을 제안해왔다(Asl and Etula, 2012; Podkaminer, 2013; Greenberg et al., 2016; Bass et al., 2017; Bender and Sun, 2019, 이준행, 박기남, 2018).²⁾ 좋은 팩터는 자산의 수익률의 원천이 되는 팩터로써 위험과 수익을 적절하게 반영할 수 있어야 하고 상관관계가 낮아야 한다. 본 연구에서는 매크로 팩터를 이용해 시장의 움직임과 무관하게 안정적인 장기수익률을 창출하는 포트폴리오를 구축하고자 한다. 이에 따라 기존 매크로 팩터를 기반으로 자산배분을 진행했던 연구들과 같이 경제성장, 실질금리, 인플레이션, 신용, 그리고 환율 다섯 가지 매크로 팩터를 사용하여 분석을 진행한다. 이때, 경제성장, 실질금리, 인플레이션, 그리고 신용 팩터는 국내와 해외로 나누어 사용한다. 국내 매크로 팩터 중 경제성장의 벤치마크로 KOSPI 지수를 사용하고, 실질금리의 벤치마크로 KIS 국고채 수익률에서 CPI 상승률을 차감한 값을 사용한다. 또한, 국내 인플레이션의 벤치마크로는 CPI 상승률을, 국내 신용의 벤치마크로 KIS 회사채 수익률에서 KIS 국고채 수익률을 차감한 값을 사용한다. 해외 매크로 팩터 중 경제성장의 벤치마크로 MSCI World Index를 사용하고, 실질금리의 벤치마크로는 Barclays Global Inflation-linked Bond Index를 사용한다. 해외 인플레이션의 벤치마크로는 Barclays Global Treasury Index 수익률에서 Barclays Global Inflation-linked Bond Index 수익률을 차감한 값을 사용한다. 마지막으로 해외 신용의 벤치마크로는 Barclays Global Corporate Bond 수익률에서 Barclays Global Treasury 수익률을 차감한 값을 사용한다. 마지막으로 환율은 KRW/USD 변화율을 사용한다.

- <표 2>를 여기에 -

본 연구에 사용된 기준통화는 원화이며 이를 위해 달러 기준으로 제공되는 해외 자산의 수익률 벤치마크와 해외 매크로 팩터들의 수익률은 KRW/USD 변화율을 적용하여 다음과 같이 원화로 환산하였다.

$$(1 + R_{KRW}) = (1 + R_{USD})(1 + E_{USD}) \quad (4)$$

where R_{KRW} : 원화로 표시된 수익률

R_{USD} : 달러로 표시된 수익률

E_{USD} : 원/달러 환율 변화율

3.2 기초 데이터 설정

가장 먼저, 자산 배분을 실행하기 위해서는 국내채권, 국내주식, 해외채권, 해외주식, 사모투자, 부동산, 그리고 인프라 각 자산군에 대한 기대수익률 추정이 필요하다. 본 연구에서는

2) 기존문헌에서는 팩터를 매크로 팩터(Macro factor), 스타일 팩터(Style factor), 그리고 기업고유 팩터(Idiosyncratic factor)로 구분하고 있는데, 본 연구에서는 매크로 팩터에 집중하여 연구를 진행하고자 한다.

과거 추세를 반영하는 방법으로 과거 역사적 자료를 바탕으로 평균값을 사용하는 방법을 사용하고자 한다. 이를 위해서 Covid-19 이전과 이후 각 자산별 벤치마크의 수익률 자료를 바탕으로 평균값을 구하여 기대수익률로 사용하고자 한다. 아울러, 자산별 벤치마크의 수익률 자료를 이용하여 기대 변동성과 상관관계도 추정한다.

또한, 특정 자산에 대한 대부분의 자산이 배분되는 쏠림 현상을 통제하기 위해, MVO 방법을 사용 시 그리고 팩터 모형을 통해 자산군 매핑 시 각 자산군에 최소 또는 최대 비중 제약을 부여하고자 한다. 국내주식과 해외주식은 최소 20% 이상의 비중을 설정하고, 최대 비중은 따로 제약을 두지 않았다. 국내채권과 해외채권은 최소 3% 이상의 비중을 설정하고, 최대 30%를 초과하지 않도록 비중을 설정하여 자산간 쏠림 가능성을 통제하였다. 또한, 대체투자의 경우, 각각 최소 3% 이상의 비중을 설정하고, 최대 10% 이상을 초과하지 않도록 설정하였다.

4. 실증분석

4.1 자산군 수익률과 매크로 팩터 수익률 구조

본 연구에서는 Covid-19 이전과 이후의 자산군 기반 자산 배분과 팩터 기반 자산 배분의 결과를 살펴보고자 한다. 이를 위해 먼저, 각 기간의 자산군별 수익률과 매크로 팩터 수익률의 역학을 살펴보고자 한다. <표 3>에서는 Covid-19 이전과 이후 그리고 일반적인 경제 확장기와 침체기의 각 자산별 수익률이 제시되어 있다. 먼저 경제순환 주기와 자산군의 성과를 살펴본다. 경기 침체기에는 주식, 채권, 그리고 대체투자 자산군 모두 저조한 성과를 보이고 있으며, 경제 확장기에는 대부분의 자산군에서 매우 높은 수익률을 기록하고 있음을 확인할 수 있다. Covid-19 이전 기간의 자산별 수익률을 살펴보면, 국내채권은 4.21%, 국내주식의 경우 5.53%, 해외채권은 5.29%, 해외주식은 6.16%로 나타났다. 사모투자의 경우 13.26%, 부동산의 경우 10.36%, 그리고 인프라의 경우 7.57%로 나타났다. 다음으로, Covid-19를 포함한 기간에는 전반적으로 거의 모든 자산군의 수익률이 하락한 것으로 나타났다. 국내채권의 경우 0.91%, 국내주식의 경우 1.90%, 해외채권은 0.09%, 해외주식은 9.84%로 나타났다. 사모투자의 경우 11.51%, 부동산의 경우 1.87%, 그리고 인프라의 경우 3.72%로 나타났다.

- <표 3>을 여기에 -

<표 4>에는 Covid-19 이전과 이후 그리고 일반적인 경제 확장기와 침체기의 각 매크로

팩터들의 추세가 제시되어 있다. 국내 경제성장과 해외 경제성장을 살펴보면, 경제 확장기와 Covid-19 이전 기간에는 전반적으로 성장률이 높았으나, 경제 수축기와 Covid-19 이후 기간에는 음의 값으로 나타났다. 해외 실질 금리의 경우도 경제성장과 유사하게 경제 확장기와 Covid-19 이전 기간에는 양의 값을 갖는 것으로 나타났으나, 경제 수축기와 Covid-19 이후 기간에는 음의 값으로 나타났다.

- <표 4>를 여기에 -

<표 5>에는 자산군 수익률의 상관관계가 제시되어 있는데, 대각선을 기준으로 왼쪽에는 Covid-19 이전의 자료를 사용한 결과이고, 오른쪽에는 Covid-19 이후의 자료를 사용한 결과가 제시되어 있다. 결과를 보면, 전반적으로 Covid-19 이전에는 자산별 상관관계가 음의 상관관계를 보이거나 낮은 상관관계를 보이는 것으로 나타났으나, Covid-19 이후에는 모든 자산군에서 매우 높은 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 국내채권과 국내주식의 경우 Covid-19 이전에는 상관관계가 -0.0334로 나타났고, Covid-19 이후에는 0.1595로 나타났다. 해외채권과 해외주식의 상관관계의 경우, Covid-19 이전에는 -0.2391로 음의 상관관계를 보였으나, Covid-19 이후에는 0.2701으로 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 또한, 국내채권과 해외주식의 상관관계를 보면, Covid-19 이전에는 -0.1781로 나타났으나, Covid-19 이후에는 0.1200으로 나타났고, 국내주식과 해외채권의 상관관계도 유사하게 Covid-19 이전에는 음으로, 이후에는 양으로 나타났다. 또한, 국내외 주식의 상관관계와 채권의 상관관계 역시 Covid-19 이후 더 크게 증가한 모양새이다. 종합해보면, Covid-19 팬데믹과 이에 따른 양적 완화를 통해 자산 가격을 안정시키려는 대응은 자산 수익률 간의 상관관계를 변화시켜 전통적인 자산 배분 모델을 통한 자산 배분의 효과를 하락시키게 되었다. 다시 말해, Covid-19 대유행 이후 자산군 기반 자산 배분을 통한 다각화는 의미있는 위험 분산 효과를 제공하지 못할 수 있는데, 이는 글로벌 금융 시장에서 발생한 대규모 경제적 충격으로 인해 자산군 간 상관관계가 상승하고 전통적인 다각화의 이점이 상대적으로 감소했기 때문이다.

- <표 5>를 여기에 -

- <그림 1>을 여기에 -

<표 6>에는 매크로 팩터 수익률의 상관관계가 제시되어 있는데, 대각선을 기준으로 왼쪽에는 Covid-19 이전의 자료를 사용한 결과이고, 대각선을 기준으로 오른쪽에는 Covid-19 이후의 자료를 사용한 결과가 제시되어 있다. 결과를 보면, 자산군 상관관계의 결과와 같이 명확하게 그 결과가 대조되는 모습을 보이지 않는다. 즉, Covid-19 이전의 매크로 팩터별 상관관계와 Covid-19 이후 상관관계가 극적인 차이를 보이지는 않는다. 국내 경제성장과 인플레이션의 경우 Covid-19 이전에는 상관관계가 0.0100으로 나타났고, Covid-19 이후에는 -0.0758로 나타났다. 국내 실질 금리와 신용의 상관관계의 경우, Covid-19 이전과 이후 각각 -0.8757, -0.9539로 음의 상관관계를 보였다. 해외 경제성장과 인플레이션의 상관관계를 보

면, Covid-19 이전에는 -0.4974 로 나타났고, Covid-19 이후에도 -0.6736 으로 나타나, 여전히 음의 상관관계를 보였다. 해외 실질 금리와 신용의 상관관계는 Covid-19 이전과 이후 각각 0.0637 , 0.2188 로 나타났다. 국내 경제성장과 해외 인플레이션의 상관관계는 Covid-19 이전과 이후 각각 -0.3339 , -0.4940 으로 나타났고, 국내 실질 금리와 해외 신용의 상관관계는 각각 -0.2095 , 0.0563 으로 나타났다. 즉, 매크로 팩터 간의 상관관계가 자산군 간의 상관관계보다 더욱 안정적이며, Covid-19 이전과 이후의 변동이 크지 않는 것으로 나타났다. 이렇게 매크로 팩터 간의 상관관계가 Covid-19 이전과 이후에 큰 차이가 없다는 것은 매크로 팩터를 이용할 경우 다각화 효과가 여전히 효과적일 수 있음을 의미한다. 예를 들어, 국내 경제성장과 해외 인플레이션의 상관관계가 Covid-19 이전과 이후에도 음의 상관관계를 유지하고 있다면, 투자자는 국내와 해외 자산을 다양하게 조합함으로써 두 경제 요인에 대한 다각화 효과를 얻을 수 있을 것이다. 매크로 팩터 간의 안정적인 상관관계는 투자자에게 매크로 팩터를 활용하여 포트폴리오를 구성하고 리스크를 안정적으로 관리하는데 도움이 될 수 있을 것이다.

- <표 6>을 여기에 -

- <그림 2>를 여기에 -

앞서 상관관계를 살펴보았듯, 일반적으로 자산군 간의 상관관계는 스트레스 상황에서는 증가하나, 매크로 팩터 간의 상관관계는 유사하게 움직이지 않는 것으로 확인되었다. 이를 보다 자세히 살펴보기 위해 본 연구에서는 3년간 매월 롤링(rolling)하여 상관관계를 분석하였고, 이에 대한 결과가 <그림 3>에 제시되어 있다. 자산군의 상관관계가 제시되어 있는 <Panel A>를 살펴보면, 2020년 팬데믹 기간 이후 자산 간의 상관관계가 상승하고 높아지는 것을 확인할 수 있다. 즉, 스트레스 기간 동안 자산군 간의 상관관계가 높아지고 하나의 방향으로 몰리는 경향을 보인다. 매크로 팩터 간의 상관관계가 제시되어 있는 <Panel B>의 결과를 살펴보면, 스트레스 기간 동안 매크로 팩터 간의 상관관계는 크게 증가하지 않으며, 특정 방향으로 몰리는 경향도 보이지 않는다. 이는 스트레스 상황에서 매크로 팩터들이 다각화 혜택을 제공할 수 있는 능력이 있다는 것을 나타내며, 투자자가 매크로 팩터 다변화를 통해 위험을 분산시키고 투자 포트폴리오를 안전하게 유지하는 데 도움이 된다는 것을 시사한다. 종합하면, 이는 매크로 팩터 기반 자산배분이 자산군 기반 자산 배분 보다 높은 분산 효과를 얻을 수 있음을 시사하며, 특히 위기 상황에서 그 효과가 더욱 클 것으로 사료된다.

- <그림 3>을 여기에 -

또한, 본 연구에서는 채권과 주식 간의 상관관계 및 경제성장 팩터와 인플레이션 팩터 간의 상관관계를 3년간 매월 롤링(rolling)하여 살펴보았으며, 이에 대한 결과가 <그림 4>에 제시되어 있다. <Panel A>는 국내 자산 간의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계를 보여준다. 국내에서는 자산 간의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계가 2017년까지는 유사

하게 움직였으나, 2017년 이후에는 그 간격이 벌어지고 있다. 최근에는 자산 간 상관관계와 매크로 팩터 간 상관관계가 서로 교차하여 변화하는 양상을 보이고 있다. <Panel B>에는 해외 자산 간의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계가 제시되어 있다. 분석 결과에 따르면, 2008년 글로벌 금융 위기 이전에는 매크로 팩터 간의 상관관계가 자산간 상관관계보다 더 높았지만, 2008년 글로벌 금융 위기 기간동안 레짐 체인지(regime change)가 발생하여 그 이후 자산간 상관관계가 매크로 팩터 간의 상관관계보다 더 높아지고, 특히 2020년 팬데믹 기간을 기점으로 이 차이가 더 극명하게 벌어지고 있는 것으로 나타났다. 여기서 중요한 점은 주식과 채권의 상관관계가 매크로 팩터인 경제성장 팩터와 인플레이션 팩터에 의해 결정될 수 있다는 점이다. 예를 들어, 인플레이션이 상승하는 기간에는 채권과 같은 고정 수익 자산이 유동성이 있는 주식과 비교하여 수익률이 낮을 것으로 직관적으로 알 수 있다.

- <그림 4>를 여기에 -

4.2 자산별 팩터 민감도(factor loading), 내재 팩터 익스포저 및 목표 팩터 익스포저 추정

본 연구에서는 자산군의 상관관계가 낮았던 Covid-19 이전과 반대로 자산군의 상관관계가 매우 높았던 Covid-19 이후 기간으로 나누어 자산군 기반 자산 배분과 팩터 기반 자산 배분을 각각 진행하여 시기별로 두 자산 배분 방법의 결과를 비교하고자 한다. 이를 위해 앞서 제시한 식 (1)을 이용해서 각 자산군 수익률이 매크로 팩터에 얼마나 노출되어 있는지를 나타내는 민감도인 자산별 팩터 노출도를 시기별로 회귀분석을 통해 추정하였고, 그 결과가 <표 7>에 제시되어 있다. 또한, <그림 5>는 각 자산별 연환산 위험이 각각의 매크로 익스포저에 얼마나 노출되었는지를 보여준다. Covid-19 이전과 이후에 전통자산군인 주식과 채권의 경우 자산별 팩터 노출도는 크게 변화하지 않았다. 국내채권의 수익률은 실질 금리 팩터와 인플레이션 팩터의 민감도가 높게 나타나, 국내채권의 경우 실질 금리 팩터와 인플레이션 팩터에 민감하게 반응하는 것으로 나타났으며, 해외채권의 경우 실질 금리, 인플레이션, 그리고 신용 팩터가 영향을 미치는 것으로 나타났다. 국내 주식과 해외주식의 경우, 국내 경제성장 팩터와 해외 경제성장 팩터에 각각 1:1 매핑되는 것으로 나타났다. 그러나, 대체투자에 해당하는 사모투자, 부동산, 그리고 인프라의 경우, Covid-19 이전과 이후 팩터 민감도가 상당히 변화하는 것으로 나타났다. 특히나, 인플레이션 팩터가 Covid-19 이전에는 양의 민감도를 보였으나, Covid-19 이후에는 음의 민감도를 보이는 것으로 나타났다. 또한, 대체투자 자산의 수익률에서 신용 팩터가 미치는 영향도 매우 크게 증대되었음을 확인할 수 있다. 이렇듯, 자산별 팩터 노출도를 분석하는 것은 특정 자산의 위험에 매크로 팩터가 공헌하는 바를 이해하고, 특정 매크로 팩터에 집중되는 위험을 파악하고 관리하는데 유용하다. 특히, 전통적 자산군인 주식과 채권을 벗어나 대체투자 자산에 대한 관심이 증대되고 있는

최근에는 매크로 팩터가 자산의 위험에 미치는 공헌도를 파악하는 것은 매우 중요하다고 볼 수 있다.

- <표 7>을 여기에 -

- <그림 5>를 여기에 -

앞서 설명하였듯, 내재 팩터 익스포저는 현재 포트폴리오가 어떠한 매크로 팩터에 얼마나 노출되어 있는지를 보여주는 값이다. 식 (2)와 같이, 앞서 추정된 자산군 i 에 대한 팩터 j 의 노출치인 $\hat{\beta}_{ij}$ 에 자산 i 의 투자비중 π_i 를 곱해 모든 자산군에 대해 합하면 내재 팩터 익스포저를 구할 수 있다. 이때, 투자비중은 MVO 모형을 통해 최적화된 포트폴리오의 투자비중을 사용한다. 또한, 목표 팩터 비중을 산출하기 위해서는 각 팩터별 기대수익률과 위험에 대한 가정이 필요한데, 이는 각 기간의 과거 시계열 자료를 이용하여 추정한다. <표 8>에는 <표 7>에서 추정된 자산별 팩터 민감도를 이용하여 MVO 모형을 통해 최적화된 포트폴리오에 내재되어 있는 팩터 익스포저를 보여준다.

그러나, 이렇게 산출된 내재 팩터 익스포저는 팩터 공간에서 효율적인 투자선에 위치하지 않는다. 즉, MVO를 통해 최적화된 자산 배분 비중을 기반으로 계산된 내재 팩터 익스포저보다 더 우월한 목표 팩터 익스포저를 산출해야 한다. 따라서, 목표 팩터 익스포저를 산출하기 위해서는 팩터 공간에서 팩터들을 대상으로 내재 팩터 익스포저와 위험이 동일하나 기대수익률은 더 높은 경우, 또는 기대수익률이 동일하나 위험이 더 낮은 경우를 벤치마크로 삼아 목표 팩터 익스포저를 구한다. 즉, Covid-19 이전과 Covid-19 이후 기간으로 나누어, 팩터 공간 안에 내재 팩터 익스포저와 동일한 위험을 갖는 목표 팩터 익스포저와 내재 팩터 익스포저와 동일한 기대수익률을 갖는 목표 팩터 익스포저를 추정한다.

- <표 8>을 여기에 -

4.3 자산군 기반 자산 배분 vs. 팩터 기반 자산 배분

동 절에서는 앞서 추정된 목표 팩터 익스포저를 이용하여, 각 투자 자산의 비중을 결정하는 재매핑(remapping)하는 과정을 실행한다. 목표 팩터 익스포저를 달성할 수 있는 투자 자산의 비중은 무수히 많이 존재할 수 있기에, 산출된 목표 팩터 비중을 달성하기 위한 투자 자산 비중을 결정하기 위해 기존 문헌에서 사용하고 있는 목적함수를 이용한다(Blyth et al., 2016; Greenberg et al., 2016; 이준행, 박기남, 2018). 이때 액티브 위험 요인 비중을 나타내는 λ 는 0.99로 설정한다. Greenberg et al.(2016)에 따르면, 0.99로 설정하는 이유는 목적함수가 포트폴리오의 리스크를 최소화하는 것보다는 목표 팩터와의 비중을 최소화하는 것에 초점을 맞출 수 있기 때문이라고 보고하고 있다. 따라서 본 연구에서도 목표 팩터 익스포저를 복제하는 방향으로 포트폴리오 최적화를 실행하고자 한다. 이때 특정자산으로의 편중을 방

지하고자 제약조건을 반영한다.

본 연구에서는 자산군의 상관관계가 낮았던 Covid-19 이전 기간과 반대로 자산군의 상관관계가 매우 높았던 Covid-19 기간으로 나누어 자산 기반 자산 배분과 팩터 기반 자산 배분을 각각 진행하여 시기별로 두 자산 배분 방법의 결과를 비교한다. 먼저 <표 9>에는 Covid-19 이전 기간의 전통적인 자산군 기반 자산 배분, 팩터 기반 자산 배분(동일 변동성), 그리고 팩터 기반 자산 배분(동일 기대수익률)의 결과가 제시되어 있다. 또한, <그림 6>의 <Panel A>에는 각 자산 배분 방법에 따른 자산 배분 결과를 제시하고 있고, <Panel B>에는 각 포트폴리오 위험에 대한 모든 매크로 팩터의 위험 공헌도를 보여주고 있다. 먼저, 자산군 기반 최적화 포트폴리오의 결과를 보면, 국내채권 21%, 국내주식 20%, 해외채권 30%, 해외주식 20%, 사모펀드 3%, 부동산 3%, 그리고 인프라 3%로 자산 배분이 이루어지는 것을 확인할 수 있다. 팩터 기반 자산 배분(동일 기대수익률) 포트폴리오의 결과를 보면, 국내채권 30%, 국내주식 20.02%, 해외채권 18.38%, 해외주식 22.61%, 사모펀드 3%, 부동산 3%, 그리고 인프라 3%로 나타났다. 또한, 각 포트폴리오 위험에 대한 모든 매크로 팩터의 위험 공헌도를 살펴보면, Covid-19 이전에는 전통적인 자산 기반 자산 배분이나 팩터 기반 자산 배분이나 포트폴리오 위험에 대한 매크로 팩터의 위험 공헌도가 크게 다른 양상을 보이지는 않았다. 자산 기반 자산 배분의 경우, 국내 경제성장, 국내 실질금리, 국내 인플레이션, 그리고 해외 경제성장의 기여가 큰 것으로 나타났다. 팩터 기반 자산 배분에서도 그 공헌도의 정도가 미미한 차이를 보이고는 있으나, 자산군 기반 자산 배분의 경우와 매우 유사하게 나타났다. 즉, Covid-19 이전에는 전반적으로 두 자산 배분 방법론 모두 매크로 위험이 적절히 분산되고 있는 것으로 나타났다.

- <표 9>를 여기에 -

- <그림 6>을 여기에 -

다음으로, Covid-19 이후 기간의 결과를 살펴보고자 한다. <표 10>에는 Covid-19 이후 기간의 전통적인 자산군 기반 자산 배분, 그리고 팩터 기반 자산 배분(동일 기대수익률)의 결과가 제시되어 있다. 또한, <그림 7>의 <Panel A>에는 각 방법에 따른 자산 배분 결과가 제시되어 있고, <Panel B>에는 각 포트폴리오 위험에 대한 모든 매크로 팩터의 위험 공헌도를 보여주고 있다. 먼저, 자산군 기반 최적화 포트폴리오의 결과를 보면, 국내채권 3%, 국내주식 20%, 해외채권 3%, 해외주식 65%, 사모펀드 3%, 부동산 3%, 그리고 인프라 3%로 자산 배분이 이루어지는 것을 확인할 수 있다. 다음으로 팩터 기반 자산 배분(동일 기대수익률) 포트폴리오의 결과를 보면, 국내채권 9.14%, 국내주식 20.00%, 해외주식 11.96%, 해외채권 49.90%, 사모펀드 3%, 부동산 3%, 그리고 인프라 3%로 나타났다. Covid-19 이전에 비해서 변동성이 높아져 자산 배분의 양상도 다소 변화하였다. 전반적으로 채권의 투자 비중은 낮아지고, 해외 주식의 투자 비중이 증가한 양상을 보이고 있다. 각 포트폴리오 위험에 대한 매크로 팩터의 위험 공헌도를 살펴보면, 전통적인 자산군 기반 자산 배분의 경우, 국내 경제

성장 팩터와 해외 경제성장 팩터의 비중이 매우 높게 나타났다. 특히, 해외 경제성장 팩터의 경우 전체 포트폴리오 위험에 상당한 공헌을 하는 것으로 나타났다. Covid-19 팬데믹과 같은 심각한 주식 시장의 스트레스 상황 하에서 국내의 경제성장 팩터의 기여도가 크게 증가하는 것으로 나타났다. 그런데, 팩터 기반 자산 배분에서는 특정 매크로 팩터로 치우친 위험 공헌도의 편중 현상이 다소 개선되는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 Covid-19 이후 기간에는 자산군 전반에 걸쳐 잘 분산된 것처럼 보이는 포트폴리오의 위험 노출이 실질적으로는 전반에 걸쳐 충분히 분산되지 않음을 보여주는 결과이다. 즉, Covid-19 이후에는 자산군 기반 자산 배분 보다 매크로 팩터에 위험을 배분함으로써 보다 더 위험 분산 효과가 큰 포트폴리오를 구축하는 것이 가능함을 시사한다.

정리하면, Covid-19 이전 기간에는 자산군 기반 자산 배분의 경우에도 자산 간의 상관관계가 낮고 매크로 팩터의 위험 공헌도도 특정 팩터에 편중되지 않고 있어 자산군 기반 자산 배분이나 매크로 기반 자산 배분이나 유의미한 차이가 없는 것으로 나타났다. 그러나, 투자자가 분산투자 효과를 절실히 필요로 하는 스트레스 상황에서는 전통적인 자산군 기반 접근 방식은 회복력이 부족하고 오히려 위험이 한곳으로 편중되는 것으로 보인다. 따라서, 스트레스 상황에서는 자산군 대신 매크로 팩터를 이용하여 의도적으로 자산을 배분함으로써 어려운 시장 환경에서 개선된 위험분산 효과를 추구할 수 있을 것으로 사료된다.

- <표 10>을 여기에 -
- <그림 7>을 여기에 -

4.4 자산군 기반 자산 배분 및 팩터 기반 자산 배분의 성과

본 절에서는 자산군 기반 자산 배분 및 팩터 기반 자산 배분으로 구축한 포트폴리오의 성과를 비교 분석하고자 한다. 먼저 <그림 8>에서는 Covid-19 이전 정상 기간 동안의 자료를 이용하여 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 누적 성과를 제시하고 있다. 먼저 패널 A에서는 2010년부터 2015년 자료를 이용하여 두 방법론으로 자산 배분을 실시한 후, 2016년부터 2017년까지의 성과를 제시하고 있다. 또한 연초에 수립한 자산 배분 방법을 그냥 유지하는 경우(Buy and Hold)와 매월 리밸런싱(rebalancing) 하는 경우를 구분하여 제시하고 있다. 분석 결과를 살펴보면, 대부분의 경우 누적수익률이 거의 비슷하게 나타나 방법론에 따른 포트폴리오 성과 차이가 나타나지 않는 것으로 알 수 있다. 패널 B에서는 2010년부터 2017년까지의 자료를 이용하여 자산 배분을 실시하고, 2010년부터 2017년까지의 포트폴리오 성과를 제시하는 in-sample 방식을 이용한 결과를 보여주고 있는데, 동 방법을 이용한 결과에서도 두 자산 배분 방법간의 유의미한 성과 차이는 보이지 않았다. 즉, 정상 기간에서는 자산군별 자산 배분이나 매크로 팩터 기반 자산 배분이나 성과 차이는 거의 없는 것으로 조사되었다. <표 11>에는 Covid-19 이전 정상 기간 동안의 자료

를 이용하여 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오의 수익률, 변동성, 그리고 샤프비율이 제시되어 있다. 정상 기간에서는 자산군별 자산 배분이나 매크로 팩터 기반 자산 배분이나 샤프비율이 미미한 차이를 보이는 것으로 조사되었다.

다음으로 <그림 9>에서는 Covid-19 기간을 포함한 2018년부터 2023년까지의 포트폴리오 성과를 비교 분석하고 있다. 먼저 패널 A에서는 2018년부터 2020년 자료를 이용하여 자산 배분을 실시한 후, 2021년부터 2023년까지의 포트폴리오 성과를 제시하고 있다. 분석 결과, 매크로 기반 자산 배분을 이용하여 구축한 포트폴리오의 성과가 가장 높은 것으로 나타나 스트레스 상황에서는 매크로 기반 자산 배분의 실효성이 존재하는 것으로 보인다. 다음으로 패널 B에서는 2010년부터 2017년까지의 자료를 이용하여 자산 배분을 실시한 후, 그 이후 기간의 포트폴리오 성과를 비교 분석한 결과를 제시하고 있다. 분석 결과를 살펴보면, 전반적으로 매크로 팩터 기반 자산 배분의 성과가 다소 우위에 있는 것으로 나타났다. 즉, 정상 기간에는 두 방법론이 유사한 결과를 보이나, 스트레스 상황에서는 매크로 팩터를 이용한 자산 배분의 성과가 더 우위에 있는 것으로 나타났다. <표 12>에는 Covid-19 기간을 포함한 2018년부터 2023년까지의 자료를 이용한 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오의 수익률, 변동성, 그리고 샤프비율이 제시되어 있다. 스트레스 상황에서는 매크로 팩터 기반 자산 배분에서 샤프비율이 더 크게 나타나, 매크로 팩터 기반 자산 배분의 성과가 다소 우위에 있는 것으로 나타났다.

정리하면, Covid-19 이전 기간에서는 두 자산 배분에 따른 포트폴리오의 성과가 유의미한 차이를 보이지 않은 반면, Covid-19를 포함한 기간에서는 매크로 팩터 기반 자산 배분으로 구축한 포트폴리오의 성과가 상대적으로 좋은 것으로 분석되었다. 즉, 시장의 불확실성이 심하고 자산군간 상관관계가 양의 값으로 나타날 경우에는 매크로 팩터를 이용한 위험 배분을 통해 위험 분산 효과 및 수익률 제고를 추구할 수 있을 것으로 보인다.

- <표 11>을 여기에 -
- <표 12>를 여기에 -
- <그림 8>을 여기에 -
- <그림 9>를 여기에 -

5. 결론

본 연구는 Markowitz(1952)의 연구가 발표된 이후 자산 배분을 결정하기 위해 사용되어온 자산 클래스(Asset-class)에 대한 전통적인 접근 방식과 팩터 기반 자산 배분을 비교 분석하였다. 특히 Covid-19 이전과 이후로 기간을 구분하여 분석함으로써 다양한 시장 상황에서 어떠한 자산 배분 방식이 위험을 효과적으로 관리할 수 있고 수익률을 제고할 수 있는지를 확인하였다.

먼저 Covid-19 이전과 이후의 자산군 간의 상관관계와 매크로 팩터 간의 상관관계를 분석하여 다각화의 효과에 대한 변화를 조사하였는데, 그 결과 Covid-19 이전에는 자산 간의 상관관계가 음의 상관관계 또는 낮은 상관관계를 보였으나, Covid-19 이후에는 모든 자산군에서 상관관계가 상승하는 경향을 보였다. 이는 금융시장에서 발생한 예상치 못한 충격으로 인해 자산군 간 상관관계가 상승하였고, 그에 따라 Covid-19 대유행 이후 자산 기반 자산 배분을 통한 다각화는 의미있는 위험 분산 효과를 제공하지 못함을 의미한다. 이에 반해, 매크로 팩터 간의 상관관계는 자산 간의 상관관계보다 안정적이며, Covid-19 이전과 이후의 변동이 크지 않은 것으로 나타났다. 이는 매크로 팩터가 Covid-19 이후에도 여전히 위험 다각화에 효과적임을 의미하며, 투자자가 매크로 팩터를 활용하여 포트폴리오를 구성하고 리스크를 안정적으로 관리하는데 도움이 될 수 있을 것으로 해석된다.

다음으로 매크로 팩터 위험의 노출 정도를 분석한 결과, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분 및 매크로 팩터 기반 자산 배분 모두 매크로 팩터의 위험 공헌도가 잘 분산되고 단일 요소에 편중되지 않는 것으로 나타나, 정상적인 기간에서는 자산군 기반 자산 배분의 경우에도 매크로 팩터 위험을 잘 분산하고 있는 것을 알 수 있었다. 그러나, Covid-19 이후에는 이러한 결과가 다소 다르게 나타나는데, 자산군 기반 자산 배분의 경우에는 특정 매크로 팩터로 위험 공헌도가 치우친 것으로 나타난 반면 매크로 팩터 기반 자산 배분의 경우에는 이러한 특정 매크로 팩터로 치우친 위험 공헌도의 편중 현상이 개선되는 것으로 나타났다. 즉, 정상기간에는 자산군 기반 자산 배분도 매크로 팩터 위험을 적절하게 분산 가능한 것으로 나타났는데, 시장의 불확실성이 높고 자산군들이 같은 방향으로 움직일 경우에는 자산군 기반 자산은 매크로 팩터 위험을 효과적으로 분산하지 못하는 것으로 해석된다.

마지막으로, 수익성을 비교분석한 결과, Covid-19 이전에는 자산군 기반 자산 배분의 포트폴리오와 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 크게 다르지 않은 것으로 나타난 반면, Covid-19 이후 기간에는 자산군 기반 자산 배분에 비해 매크로 팩터 기반 자산 배분의 포트폴리오 성과가 더 높은 것으로 분석되었다. 즉, 시장 경제 상황의 불확실성이 심하고 전통적인 자산군들의 상관관계가 양으로 나타날 경우 매크로 팩터 기반 자산 배분의 수익성이 자산군 기반 자산 배분에 비해 다소 개선되는 것을 알 수 있다.

참고문헌

- 이준행, 박기남. (2018). 팩터에 기반한 연기금의 전략적 자산배분. 재무연구, 31(3), 415-448.
- 권도형, 노정희, 홍희주. (2020). 매크로 팩터 기반 자산 배분에 관한 연구, 국민연금연구원.
- Ang, Gallagher, Fergis, & Hodges. (2019). Building resilience with macro factors, BlackRock
- Asl, F. M. and E. Etula. (2012). Advancing Strategic Asset Allocation in a Multi-Factor World, *Journal of Portfolio Management*, Vol. 39, No. 1, pp. 59-66.
- Bass, R., Gladstone, S., & Ang, A. (2017). Total portfolio factor, not just asset, allocation. *Journal of Portfolio Management*, Vol. 43, No. 5, pp. 38-53.
- Bender, J., & Sun, X. (2019). A Closer Look at the Factor-to-Specific Risk Ratio in Factor Portfolios. *The Journal of Portfolio Management*, 46(2), 11-23.
- Blyth, S., M. C. Szigety, and J. Xia (2016). Flexible Indeterminate Factor-Based Asset Allocation, *Journal of Portfolio Management*, Vol. 42, No. 5, 79-93.
- Chopra and Ziemba. (1993) The effect of errors in means, variances, and covariances on optimal portfolio choice, *Journal of Portfolio Management*, Vol. 19, No. 2, pp. 6-11.
- Greenberg, D., A. Babu, and A. Ang. (2016). Factors to Assets: Mapping Factor Exposures to Asset Allocations. *Journal of Portfolio Management*, Vol. 42, No. 5 pp. 18-27.
- Idzorek, T. M., & Kowara, M. (2013). Factor-based asset allocation vs. asset-class-based asset allocation. *Financial Analysts Journal*, 69(3), 19-29.
- Kinlaw, W. B., Kritzman, M., & Turkington, D. (2023). Co-Occurrence: A New Perspective on Portfolio Diversification. Working Paper.

- Lee, J. S., & Salerno, M. (2023). Factor-Targeted Asset Allocation: A Reverse Optimization Approach. *Financial Analysts Journal*, 1-20.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, Vol. 7 pp. 77-91.
- Miles, D. S. Reynolds, and F. Vosvenieks, Risk Factor Portfolio Management, Milliman Research Report (2015).
- Podkaminer, E. L. (2013). Risk Factors as Building Blocks for Portfolio Diversification: The Chemistry of Asset Allocation, Investment Risk and Performance Feature Articles, Vol. 2013, No. 1 , pp. 1-15.

rticles, Vol. 2013, No. 1 , pp. 1-15.

<Table 1> Asset Classes

This table shows the benchmark of asset classes used in this paper.

Assets	Benchmark
Korean Bond	KOSPI
Korean Stock	KIS all mats total return index
World Bond	Barclays global aggregate total return index
World Stock	MSCI world index
Private Equity	S&P listed private equity total return index
Real Estates	FTSE EPRA/NAREIT global total return index
Infrastructure	S&P global infra index

<Table 2> Candidate Factors from Previous Literature

This table shows the benchmark of macro factors used in this paper.

	Benchmark
K Growth	KOSPI
K Interest	KIS Corporate Bond Index- CPI
K Inflation	CPI
K Credit	KIS Corporate bond Index - KIS Treasury Bond Index
W Growth	MSCI World Index
W Interest	Barclays Global Inflation-linked Bond Index
W Inflation	Barclays Global Treasury Bond Index - Barclays Global Inflation-linked Bond Index
W Credit	Barclays Global Corporate Bond Index - Barclays Global Treasury Bond Index
Fx ret	KRW/USD rate of change (FX Appreciation)

<Table 3> Asset Class Returns

This table shows the returns of the asset classes. We classify the period into economic expansion and contraction. This table shows the returns of asset classes. We categorize periods as economic expansion and contraction.

	Korean Bond	Korean Stock	World Bond	World Stock	Private Equity	Real Estates	Infrastructure
<u>Expansions</u>							
2009.06 ~ 2020.02	4.15%	4.85%	5.27%	7.70%	15.19%	12.71%	9.17%
2010.06 ~ 2017.12	4.21%	5.53%	5.29%	6.16%	13.26%	10.36%	7.57%
<u>Contractions</u>							
2020.03 ~ 2020.05	-3.55%	-4.20%	-0.51%	-17.50%	-86.46%	-101.27%	-81.88%
2018.01 ~ 2023.09	0.91%	1.90%	0.09%	9.84%	11.51%	1.87%	3.72%

<Table 4> Macro Factor Returns

This table shows the returns of the macro factors. We classify the period into economic expansion and contraction. This table shows the returns of asset classes. We categorize periods as economic expansion and contraction.

	K Growth	K Interest	K Inflation	K Credit	W Growth	W Interest	W Inflation	W Credit	Fx
Expansions									
2009.06 ~ 2020.02	4.85%	3.04%	1.67%	-0.63%	7.70%	3.68%	-1.46%	2.68%	-0.31%
2010.06 ~ 2017.12	5.53%	2.88%	1.80%	-0.49%	6.16%	3.34%	-1.72%	2.33%	-0.66%
Contractions									
2020.03 ~ 2020.05	-4.20%	-4.60%	-3.96%	5.46%	-17.50%	-5.84%	8.41%	-17.16%	4.58%
2018.01 ~ 2023.09	1.90%	-2.24%	2.54%	1.45%	9.84%	-1.78%	-1.04%	2.17%	4.30%

<Table 5> Asset Classes Correlations

This table shows the correlation between asset classes. The diagonal left side of the matrix displays correlations between assets in 2010.06 ~ 2017.12, while the right side displays correlations between assets in the 2018.01 ~ 2023.09.

	Korean Bond	Korean Stock	World Bond	World Stock	Private Equity	Real Estates	Infrastructure
Korean Bond	1	0.1595	0.8024	0.1200	0.2535	0.3192	0.2100
Korean Stock	-0.0334	1	0.3397	0.6924	0.7715	0.7076	0.7453
World Bond	0.5692	-0.0849	1	0.2701	0.4494	0.4930	0.3895
World Stock	-0.1781	0.4018	-0.2391	1	0.8676	0.7513	0.7471
Private Equity	-0.0751	0.5951	-0.1722	0.6513	1	0.8937	0.8717
Real Estates	0.2856	0.4631	0.2979	0.4243	0.7278	1	0.8816
Infrastructure	0.0855	0.574	0.1428	0.4967	0.7804	0.8064	1

<Table 6> Macro Factor Correlations

This table shows the correlation between macro factors. The diagonal left side of the matrix displays correlations between assets in 2010.06 ~ 2017.12, while the right side displays correlations between assets in the 2018.01 ~ 2023.09.

	K Growth	K Interest	K Inflation	K Credit	W Growth	W Interest	W Inflation	W Credit	Fx
K Growth	1	0.168	-0.0758	-0.1196	0.6924	0.5337	-0.494	0.5341	-0.4717
K Interest	-0.06646	1	-0.3672	-0.9539	0.124	0.6551	-0.2436	0.0563	-0.2565
K Inflation	0.00998	-0.27142	1	0.1811	-0.0351	-0.2637	0.0613	0.0057	0.1699
K Credit	0.10023	-0.87572	-0.08033	1	-0.1024	-0.6083	0.2626	-0.0464	0.188
W Growth	0.40179	-0.18335	-0.08592	0.26183	1	0.4664	-0.6736	0.7261	-0.0445
W Interest	0.4124	0.14999	0.16784	-0.16965	0.17052	1	-0.6891	0.2188	-0.473
W Inflation	-0.33386	0.19926	0.08183	-0.32782	-0.49743	-0.40888	1	-0.4946	0.0773
W Credit	0.39493	-0.20951	-0.13499	0.3318	0.54063	0.06368	-0.74378	1	-0.0864
Fx	-0.55254	-0.03867	-0.08897	0.03894	0.01047	-0.63649	0.19332	-0.19486	1

<Table 7> Factor Loading Matrix

This table shows the sensitivity of factors estimated through regression analysis. The core of the factor-based asset allocation is to analyze the source of return on assets and find inherent risk factors. In other words, it is decomposed into factor exposure and factor return. This paper employs regression analysis to estimate factor exposure, which is the sensitivity. The dependent variable is each return of the asset i . The independent variable is the return of the macro factor j .

Panel A: 2010.06 ~ 2017.12							
	Korean Bond	Korean Stock	World Bond	World Stock	Private Equity	Real Estates	Infrastructure
K Growth	-0.0013	1.0000	0	0	0	0	0
K Interest	0.8093	0	0	0	0	0	0
K Inflation	0.8461	0	0	0	0	0	0
K Credit	0.3113	0	0	0	0	0	0
W Growth	0	0	-0.0597	1.0000	1.0590	0.4421	0.4775
W Interest	0	0	0.6291	0	0.3540	0.4998	0.3576
W Inflation	0	0	0.5229	0	-0.3943	-0.7652	-0.2678
W Credit	0	0	0.3206	0	1.2188	1.2096	1.2879
Fx	0	0	0.1423	0	-0.9002	-0.5428	-0.6086
Panel B: 2018.01 ~ 2023.09							
	Korean Bond	Korean Stock	World Bond	World Stock	Private Equity	Real Estates	Infrastructure
K Growth	0.0025	1.0000	0	0	0	0	0
K Interest	0.9044	0	0	0	0	0	0
K Inflation	0.9498	0	0	0	0	0	0
K Credit	0.3947	0	0	0	0	0	0
W Growth	0	0	-0.1100	1.0000	1.1044	0.5618	0.6466
W Interest	0	0	0.5068	0	0.1614	1.2969	0.9788
W Inflation	0	0	0.3874	0	0.2846	1.2974	0.7857
W Credit	0	0	0.3582	0	0.8079	1.0349	0.2934
Fx	0	0	0.1882	0	-1.1218	-0.4677	-0.5684

<Table 8> Implied Factor Exposure

This table shows the implied factor exposure.

	Exposure Weight	
	2010.06 ~ 2017.12	2018.01 ~ 2023.09
K Growth	13.50%	18.89%
K Interest	12.79%	2.29%
K Inflation	13.43%	2.40%
K Credit	5.58%	0.88%
W Growth	15.92%	66.85%
W Interest	15.16%	5.22%
W Inflation	12.61%	-2.56%
W Credit	11.55%	11.44%
Fx ret	-0.56%	-5.41%
	Macro Factor Mean and St. Dev	
Macro Factor Mean	2.87%	6.91%
Macro Factor St. Dev	3.07%	13.53%

<Table 9> Asset Allocation: 2010.06 ~ 2017.12

This table shows the result of asset allocation by using asset class based allocation and macro factor based allocation.

Panel A: Asset Allocations		
	Asset Class	Macro Factor
Korean Bond	21.00%	30.00%
Korean Stock	20.00%	20.02%
World Bond	30.00%	18.38%
World Stock	20.00%	22.61%
Private Equity	3.00%	3.00%
Real Estates	3.00%	3.00%
Infrastructure	3.00%	3.00%

Panel B: Portfolio Characteristics		
Expected Mean	5.83%	5.75%
Expected St. Dev	4.61%	4.80%
Sharp ratio	1.05	0.99

<Table 10> Asset Allocation: 2018.01 ~ 2023.09

This table shows the result of asset allocation by using asset class based allocation and macro factor based allocation.

Panel A: Asset Allocations		
	Asset Class	Macro Factor
Korean Bond	3.00%	9.14%
Korean Stock	20.00%	20.00%
World Bond	3.00%	11.96%
World Stock	65.00%	49.90%
Private Equity	3.00%	3.00%
Real Estates	3.00%	3.00%
Infrastructure	3.00%	3.00%

Panel B: Portfolio Characteristics		
Expected Mean	7.26%	5.84%
Expected St. Dev	14.35%	12.38%
Sharp ratio	36.67%	31.03%

<Table 11> Portfolio Performance: 2010.06 ~ 2017.12

This table shows the portfolio performance by using asset class based allocation and macro factor based allocation.

Panel A: In-sample: 2010-2015 Out-of-Sample: 2016-2018				
	Buy and Hold		Portfolio Rebalancing	
	Asset Class	Macro Factor	Asset Class	Macro Factor
Mean	4.07%	4.32%	3.99%	4.22%
Volatility	8.17%	8.37%	7.69%	7.86%
Sharp Ratio	37.66%	39.64%	38.90%	40.99%

Panel B: In-sample: 2010-2017				
	Buy and Hold		Portfolio Rebalancing	
	Asset Class	Macro Factor	Asset Class	Macro Factor
Mean	4.60%	4.71%	4.63%	4.72%
Volatility	6.94%	7.15%	6.66%	6.84%
Sharp Ratio	51.88%	51.81%	54.44%	54.41%

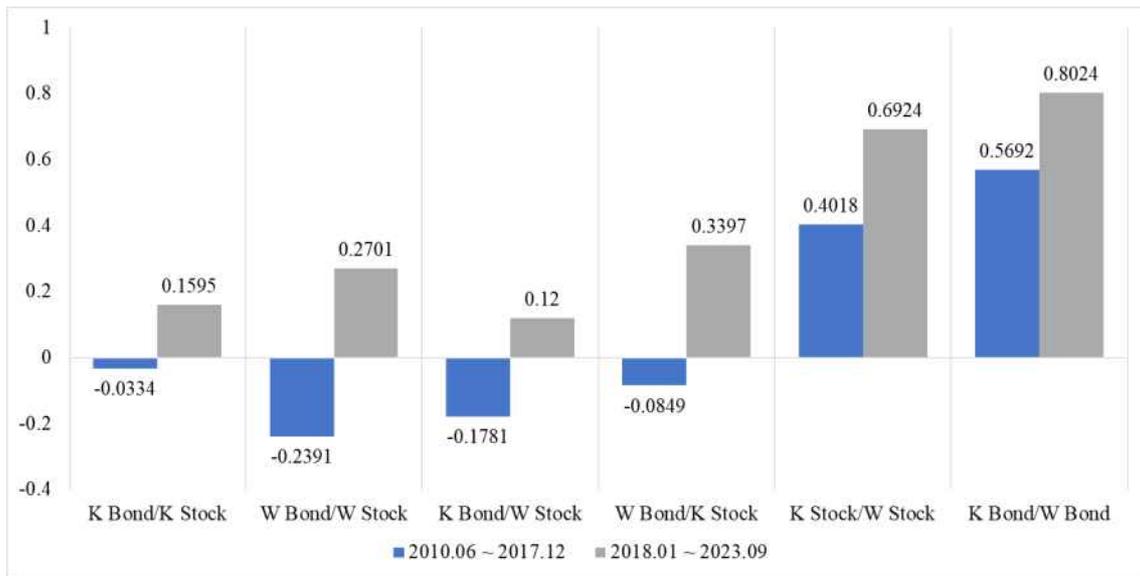
<Table 12> Portfolio Performance: 2018.01 ~ 2023.09

This table shows the portfolio performance by using asset class based allocation and macro factor based allocation.

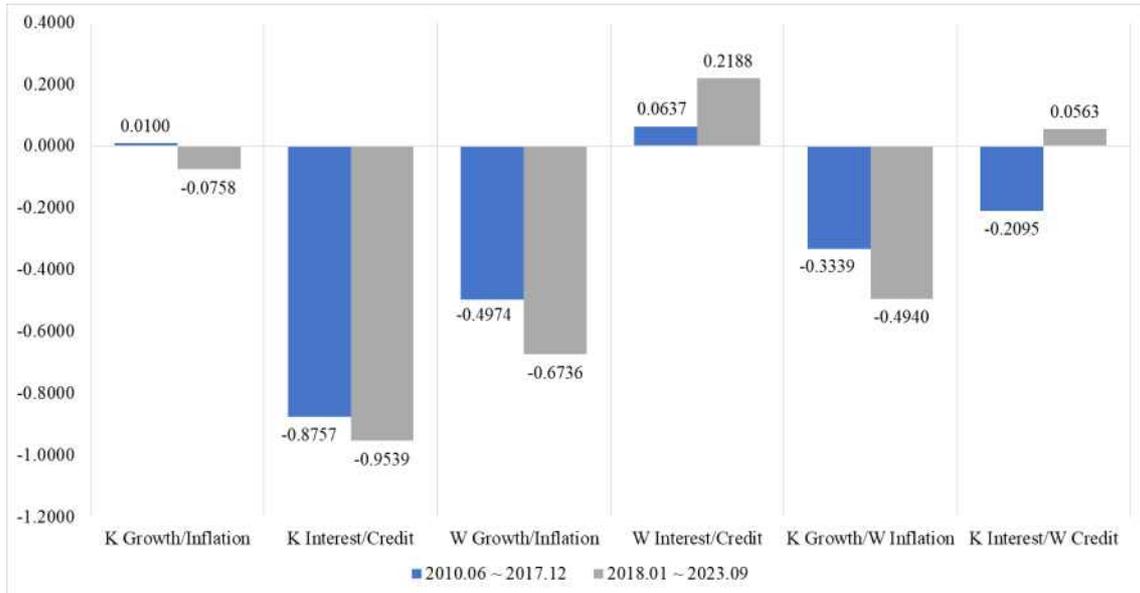
Panel A: In-sample: 2018-2020 Out-of-Sample: 2021-2023				
	Buy and Hold		Portfolio Rebalancing	
	Asset Class	Macro Factor	Asset Class	Macro Factor
Mean	0.03%	0.30%	-0.12%	0.20%
Volatility	8.65%	9.23%	8.51%	9.09%
Sharp Ratio	-11.20%	-7.62%	-13.19%	-8.77%

Panel B: In-sample: 2010-2017 Out-of-Sample: 2018-2023				
	Buy and Hold		Portfolio Rebalancing	
	Asset Class	Macro Factor	Asset Class	Macro Factor
Mean	2.98%	3.32%	3.08%	3.41%
Volatility	8.70%	8.90%	8.78%	8.97%
Sharp Ratio	22.79%	26.06%	23.67%	26.83%

<Figure 1> Asset Classes Correlations

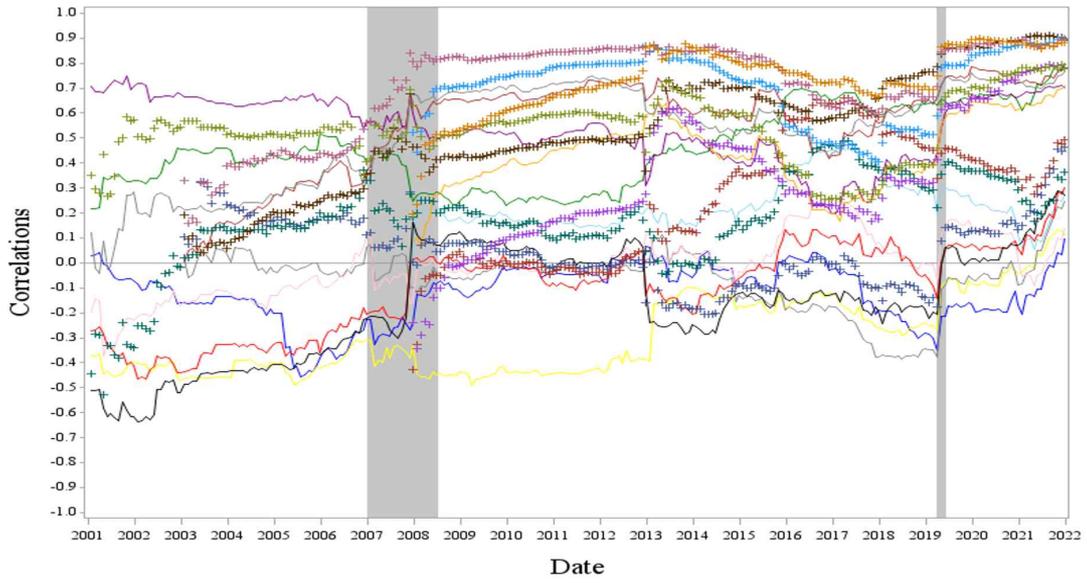


<Figure 2> Macro Factor Correlations

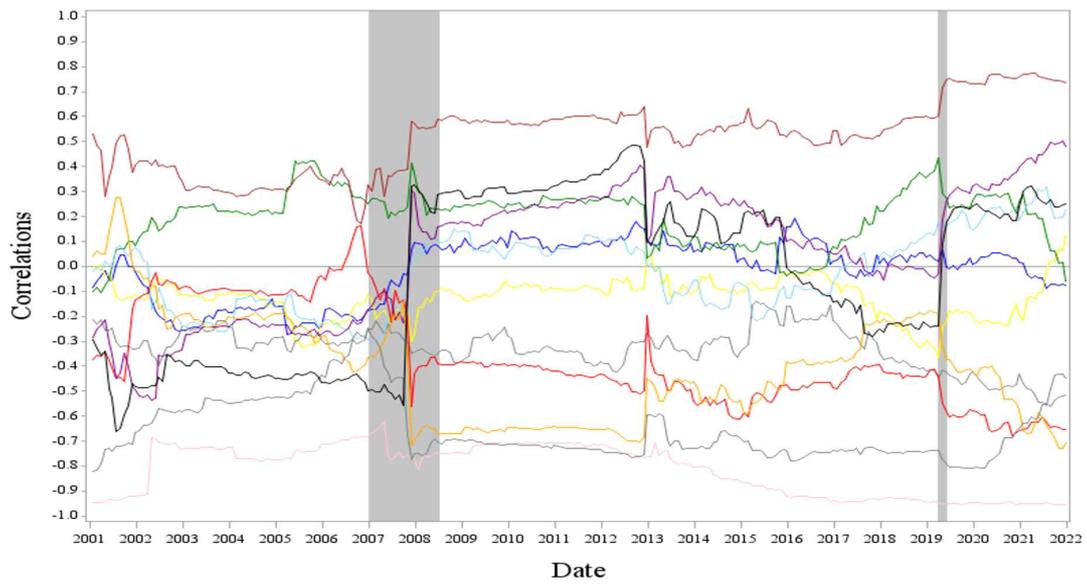


<Figure 3> Behavior of correlations

Panel A: Behavior of Correlations of Asset Classes

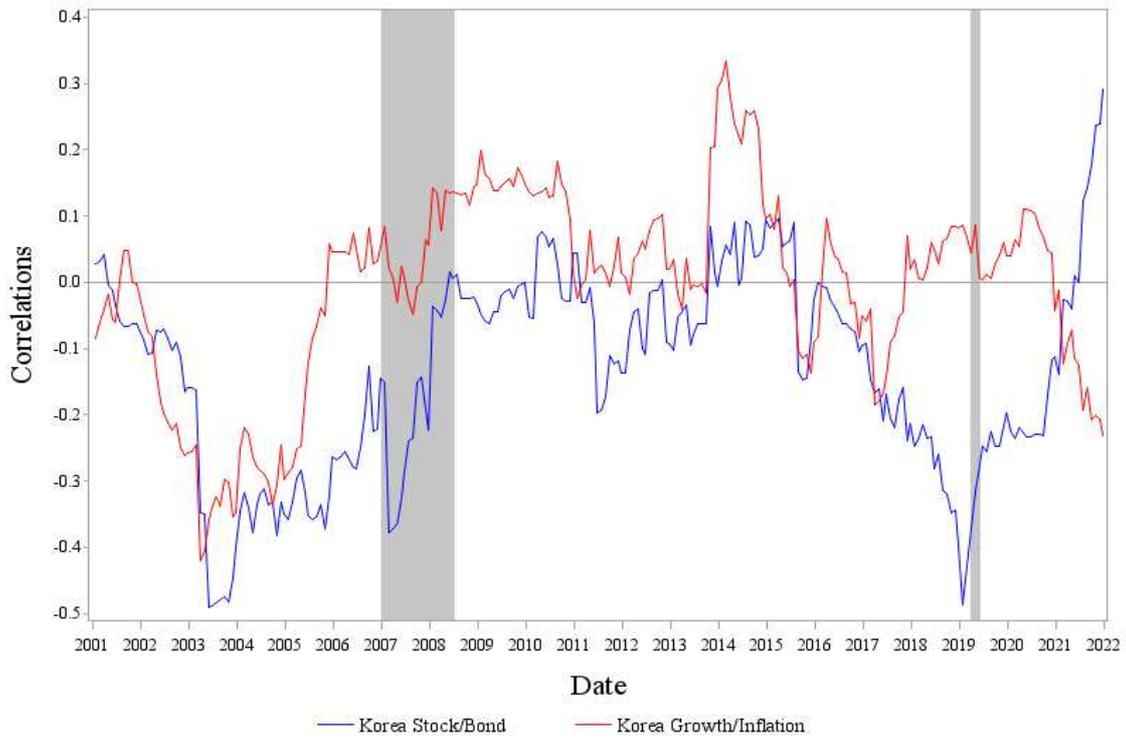


Panel B: Behavior of Correlations of Macro Factors

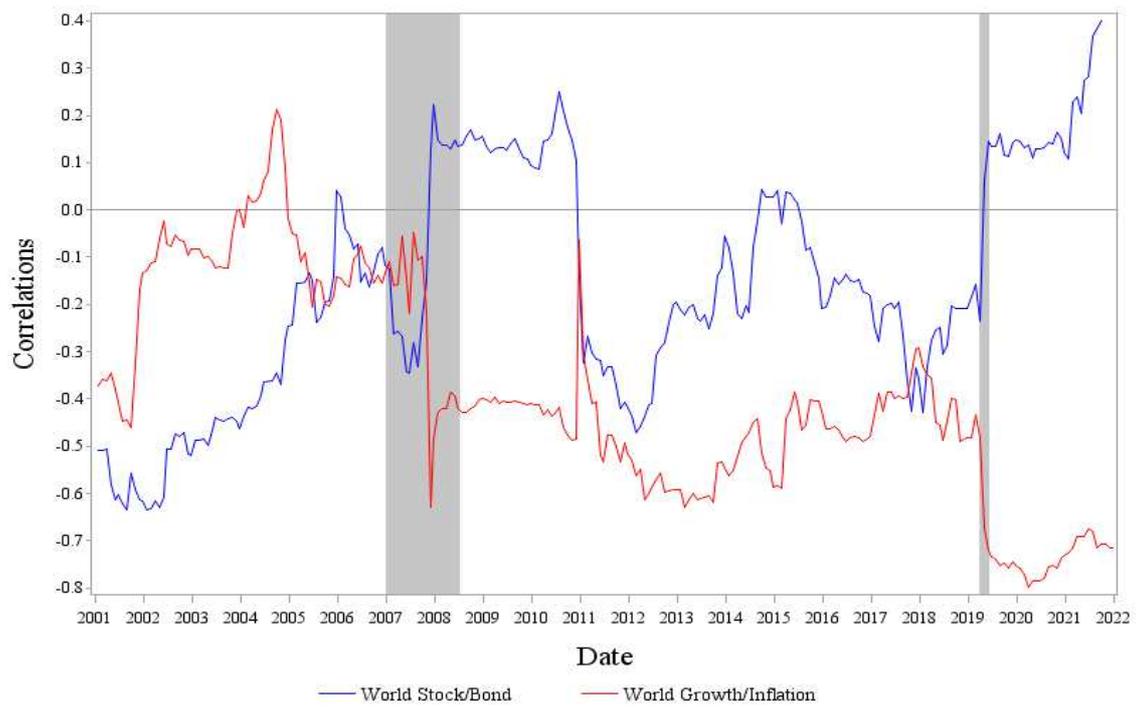


<Figure 4> Asset Classes versus Macro Factor correlations

Panel A: Asset Classes versus Macro Factor Correlation in Korea

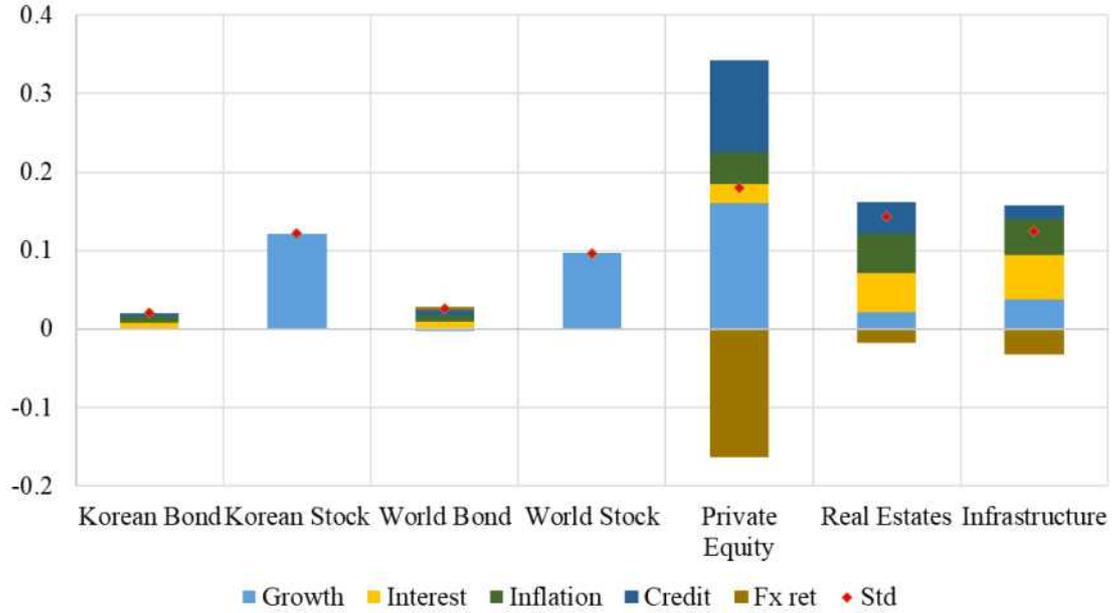


Panel B: Asset Classes versus Macro Correlation in World

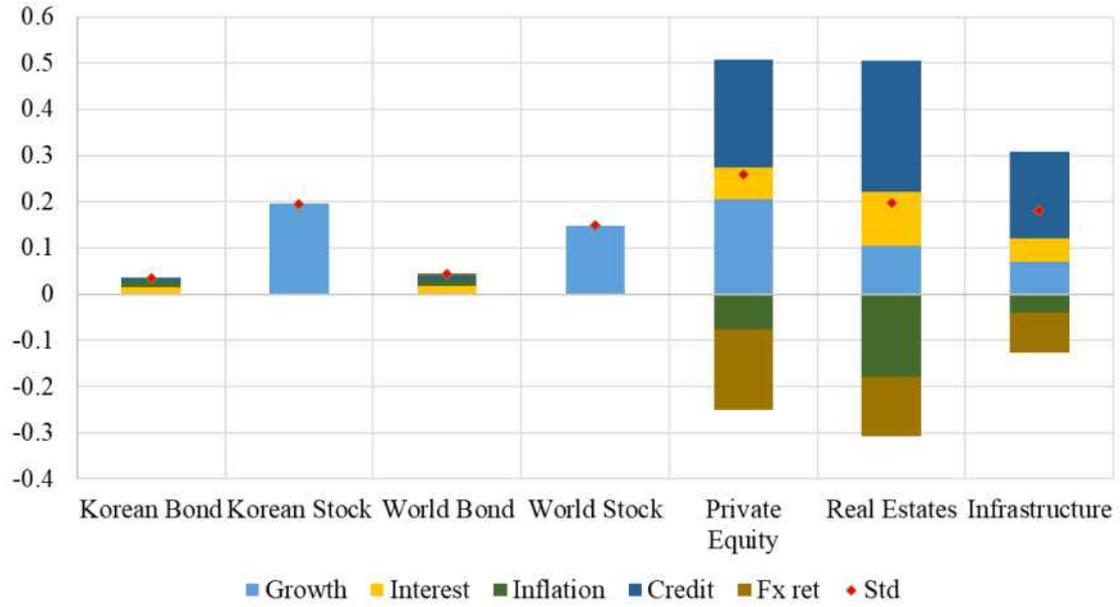


<Figure 5> Macro Factor Exposures of Asset Classes

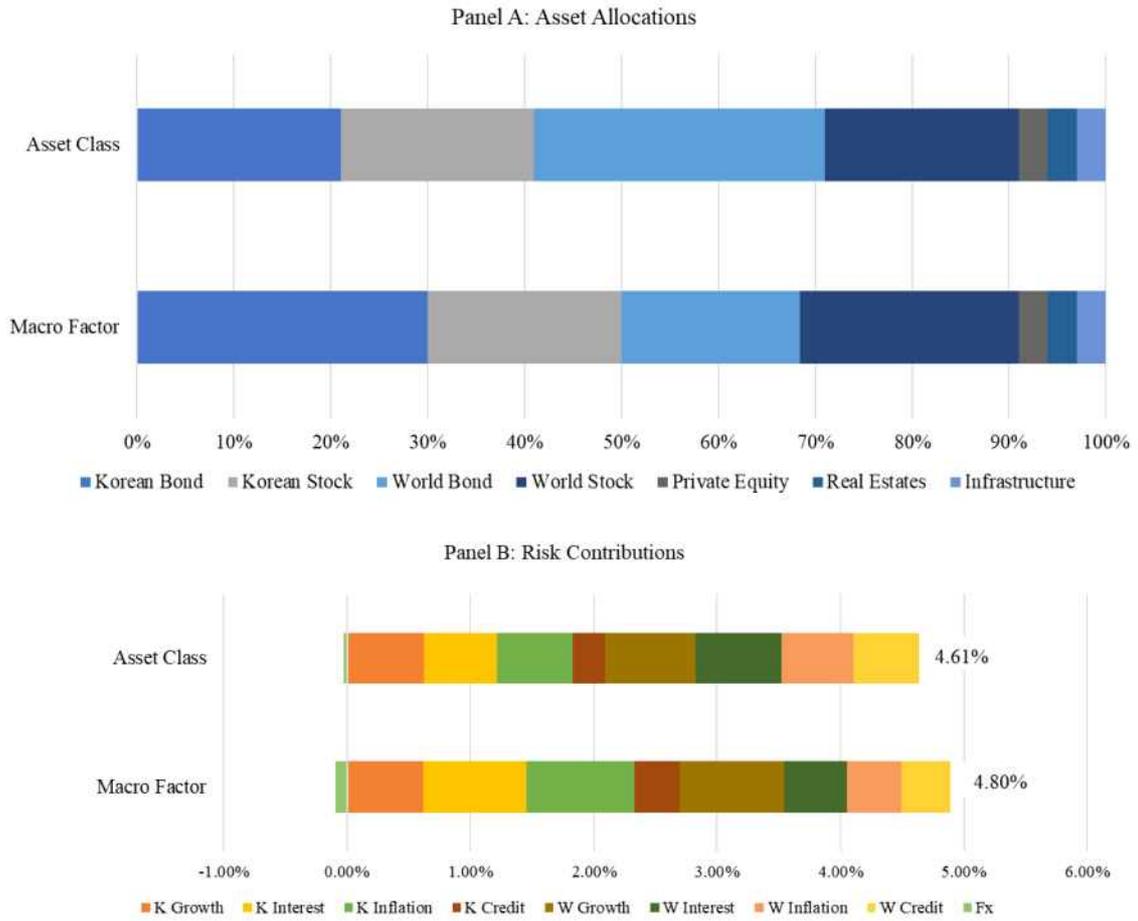
Panel A: 2010.06 ~ 2017.12



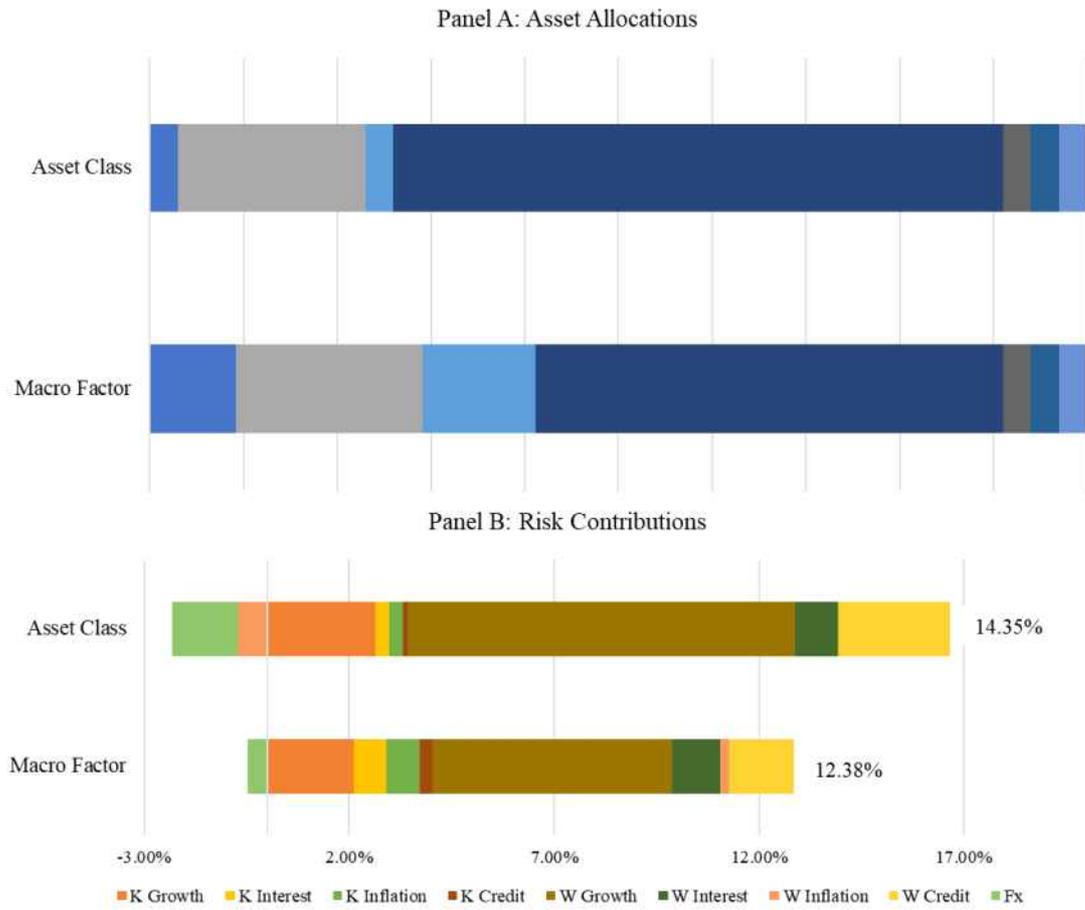
Panel B: 2018.01 ~ 2023.09



<Figure 7> Compare Asset Allocation between Asset Class vs. Macro Factor: 2010.06 ~ 2017.12

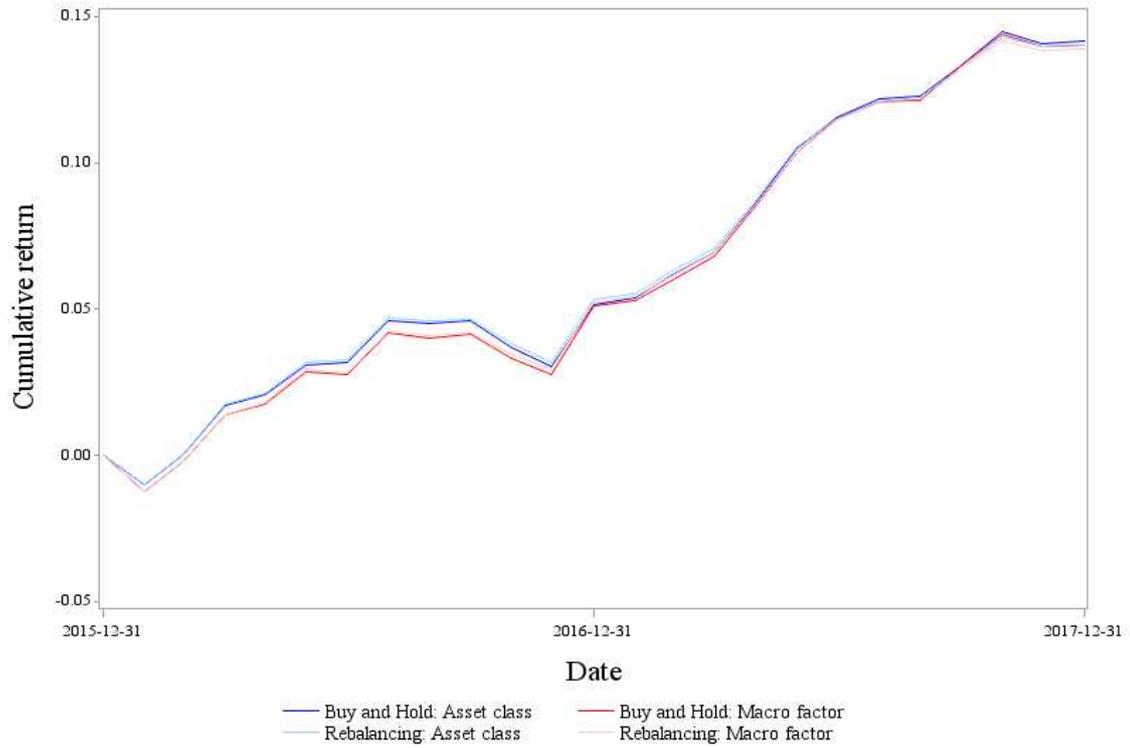


<Figure 8> Compare Asset Allocation between Asset Class vs. Macro Factor: 2018.01 ~ 2023.09

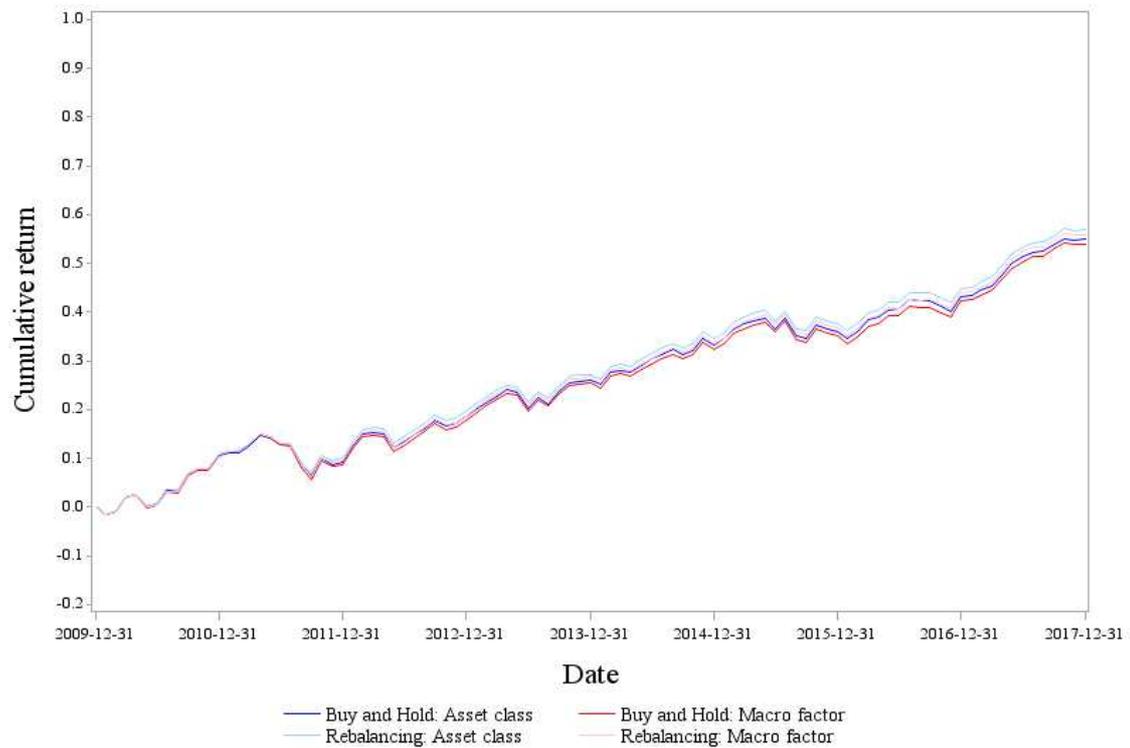


<Figure 9> Portfolio Performance: 2010.06 ~ 2017.12

Panel A: In-sample: 2010-2015; Out-of-Sample: 2016-2017

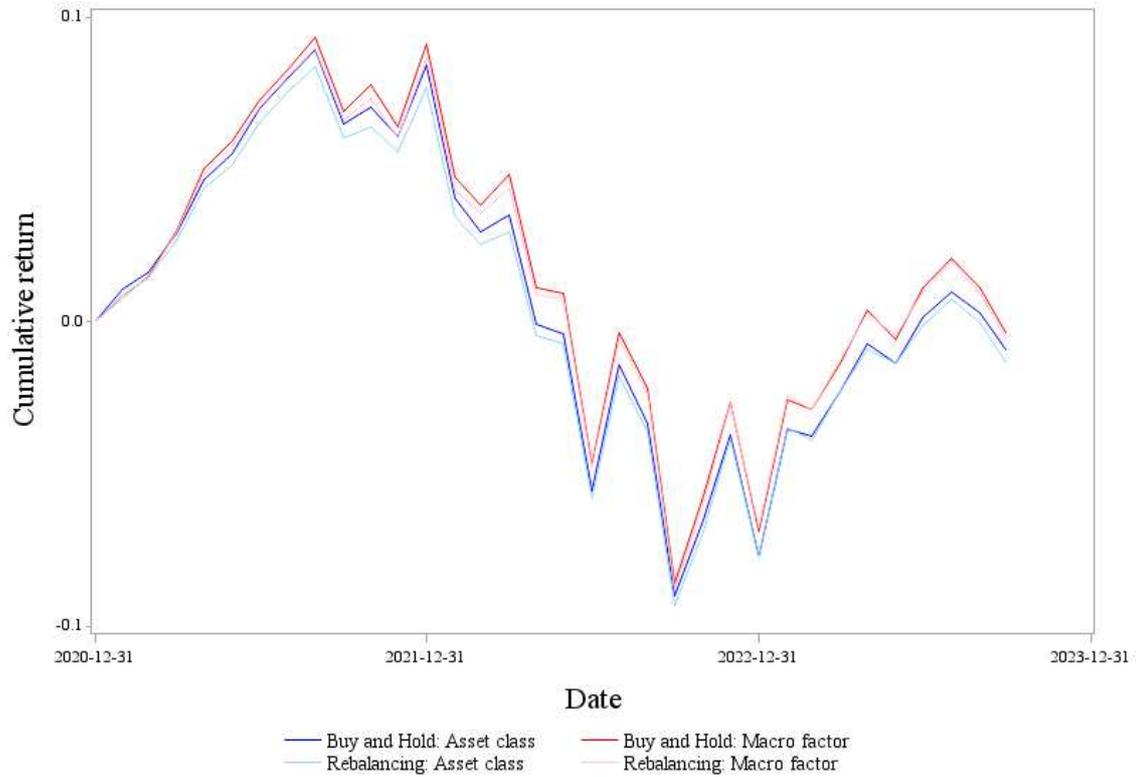


Panel B: In-sample: 2010-2017



<Figure 10> Portfolio Performance: 2018.01 ~ 2023.09

Panel A: In-sample: 2018-2020 Out-of-Sample: 2021-2023



Panel B: In-sample: 2010-2017 Out-of-Sample: 2018-2023

