[퀀트 리포트]

공시일: 2024.01.09



Asset Allocation

BlackCow Educational Endowment Fund

2023.12월 호

Portfolio Risk Management Analysis

책임 작성자

Quant Analyst 최문석

Quant Analyst 양다현

Quant Analyst 김강민

Quant Analyst 문지환

기여 작성자

Macro Analyst 선금빈

Industry Analyst 왕채민

Corporate Analyst 박재원

CONTENTS

1. 평균 분산 최적화(MVO; Mean-Variance Optimizaiton)	1
1.1 자산배분	2
1.2 MVO 최적 포트폴리오 산출	3
2. Black Litterman	5
2.1 MVO의 한계와 Black-Letterman 모델	6
2.2 Black-Litterman 최적 포트폴리오 산출	7
3. Risk Parity	8
3.1 Hierarchical Risk Parity 최적 포트폴리오 산춬	9

1. 평균 분산 최적화(MVO)

1.1 자산배분

1) 자산배분의 정의

전체 포트폴리오를 균형 있게 만들어주는 자산배 분.

자산배분이란 주식 및 채권과 같은 다양한 자산으로 구성되는 포트폴리오를 구축하여 투자자의 수익률 목표와 위험 프로파일에 맞추어 특정 투자자에 적합한 자산배분 포트폴리오를 제공하는 것이다.. 다양한 자산은 서로 다른 위험과 수익 특성을 가지고 있으며, 이들의 조합은 전체 포트폴리오의 위험과 수익률 균형있게 만들어준다.

자산 배분과 MPT의 등 장

자산 배분의 기본 원칙은 다양한 자산에 투자함으로써 위험을 분산시키고 장기적인 수익을 극대화하는 것이다. 이러한 개념은 20세기 중반에 현대 포트폴리오 이론 (MPT; Modern Portfolio Theory)의 등장과 함께 체계화 되었다.

해리 마코위츠의 자산 배분

MPT는 1952년 해리 마코위츠(Harry Makowitx)에 의해 처음 소개되었다.. 그는 "Portfolio Selection"라는 논문에서 투자자들이 위험을 고려하여 자산을 어떻게 배분 해야하는지에 대한 이론을 개발했다.. 그의 이론은 투자자들이 최소한의 위험으로 최대한의 기대 수익률을 달성할 수 있는 효율적인 포트폴리오를 구성하는 것에 대한 것이다.

분산투자와 포트폴리오 의 변동성

MPT의 핵심은 분산 투자이다. 마코위츠는 상관관계의 중요성을 강조하는데, 서로 다른 자산간의 낮은 상관관계는 한 자산의 가치가 감소할 때 다른 자산의 가치가 상쇄되거나 증가할 수 있도록 해, 전체 포트폴리오의 변동성을 줄인다.

2) BlackCow Portfolio Optimization

BlackCow Portfolio 최 적화 전략

본 레포트는 BlackCow Academic Endowment Portfolio가 포함하는 자산의 효율적 배분을 목적으로 한다. 이를 위해서 MVO, 산업 제약을 고려한 MVO, 산업제약을 고려하고 L2정규화 목표를 사용한 MVO, Black-Litterman, Risk-Parity 그리고 Hierarchical Risk Parity와 같은 자산 배분 전략을 사용하여 포트폴리오의 위험과 수익률을 균형 있게 관리하는 솔루션을 제공한다.

1.2 MVO 최적 포트폴리오 산출

1) MVO

MVO의 최적화는 샤프 비율의 최대화

MVO는 투자 포트폴리오의 수익률과 위험을 최적화하는 방법으로, MPT의 핵심이다. MVO의 목표는 주어진 위험 수준에서 최대의 예상 수익률을 달성하거나, 주어진 수익률 목표를 가지고 최소의 위험을 가지는 포트폴리오를 구성하는 것이다. 따라서 MVO 최적화는 샤프 비율의 최대화 목표를 달성하는 것이다.

2) 분석 배경

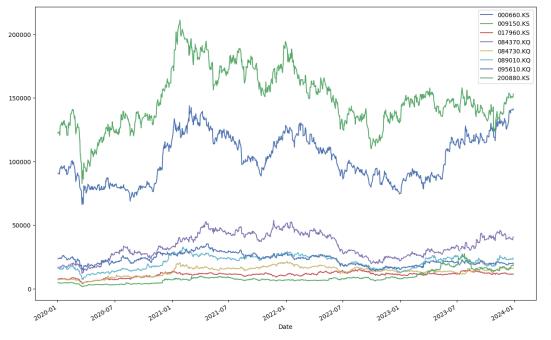
데이터 설명

본 레포트에서는 BlackCow Academic Endowment Portfolio가 운용하는 8개의 자산 (주식)에 대한 최적 비중을 결정하는 것을 목표로 한다. 8개의 자산 목록은 다음과 같다.

주식	티커			
SK 하이닉스	000660.KS			
한국카본	017960.KS			
유진테크	084370.KS			
팅크웨어	084730.KQ			
켐트로닉스	089010.KQ			
테스	095610.KS			
서연이화	200880.KS			
삼성전기	009150.KS			

[표1] 주식명 및 티커

데이터는 2020년 01월 01일부터 2023년 12월 31일까지의 3년간 종가 데이터를 사용하였다. 각 자산의 시계열은 그림1과 같다.



[그림1]

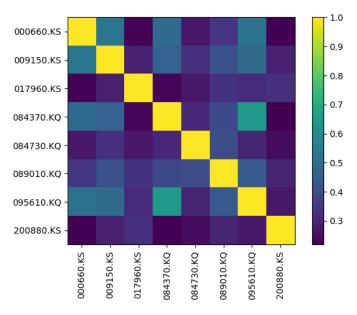
종목별 시계열

3) MVO Modeling

(1) Ledoit-Wolf 공분산 행렬

극단값을 줄이고 보다 안정적인 공분산 행렬을 생성하기 위해 Ledoit-Wolf 축소 방법을 통해 공분산행렬을 계산한다. 공분산행렬은 그림2와 같이 시각화할 수 있다.

안정적인 공분산행렬을 생성하기 위한 Ledoit-Wolf 축소방법

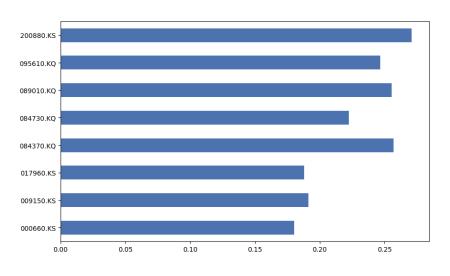


[그림2] Ledoit-Wolf 공분산 행렬 히트맵

(2) CAPM 수익률 추정

보다 정확한 수익률추정 을 위한 CAPM

MVO를 사용하기 위해 수익률을 추정해야한다. 수익률 추정에서 과거 평균 수익률은 미래에 대한 정확한 예측을 제공하기 어려울 수 있다. 따라서 조금 더 안정적인 자본자산가격결정모형(CAPM; Capital Asset Pricing Model)을 사용하여 수익률을 추정한다. CAPM은 자산 예산 수익률을 결정하는 데에 시장 위험과 자산 특정 요인의 위험을 고려한다. 예상 수익률은 그림 3과 같다.

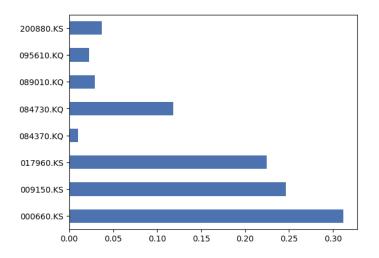


[그림3] CAPM 수익률 추정

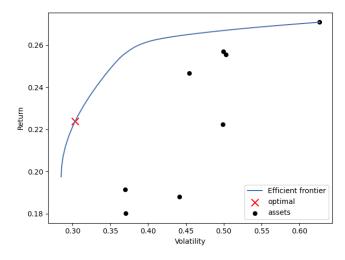
(3) MVO

MVO Modeing

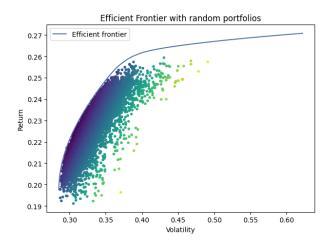
Ledoit-Wolf 공분산 행렬과 CAPM 추정 수익률을 통한 최적 자산 배분 비율은 그림 4과 같다. 이를 시각화하면 그림5와 같으며, 랜덤 포트폴리오와 함꼐 시각화 한 결과는 그림6과 같다. 포트폴리오 성과는 다음과 같다. 연간 예상 수익 22.4%, 연간 변동성 30.3%, 샤프비율 0.67



[그림4] MVO, 최적 자산 배분 배율



[그림5] 효율적 프론티어



[그림6] 랜덤 포트폴리오를 활용한 효율적 프론티어

(4) 제약조건하의 MVO

제약조건 선정

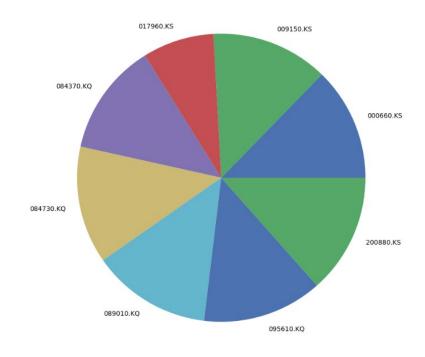
BlackCow Academic Endowment Portfolio는 중단기적 이벤트 뿐만 아니라 장기적인 수혜가 기대되는 테크 산업(23년 12월 기준 반도체, 디스플레이, 자율주행) 위주로의 투자를 지향한다. 하방이 제한적이나 무한한 상방이 기대되는 테크 산업에 투자할 것이라는 운용철학에 따라, 세 산업군에 대한 최소 투자 비중을 15%로 설정한다. 액티브 펀드 운용에 있어서 필히 포함될 수 있는 편향을 최소화하고 포트폴리오 내 분산 효과를 기대하기 위해, 8% 미만 비중으로 시클리컬 산업 투자(23년 12월 기준 : 조선)를 지향한다. 또한 과한 편향에 따른 펀드의 '특정산업 동조화 방지'를위해, 각 산업에 대한 최대 투자 비중은 40%로 제한한다.

제약조건에 따른 MVO

해당 철학에 맞게 제약조건하의 MVO를 진행한다. 섹터는 그림7과 같이 매핍하였으며 제약조건은 "semiconductor", "autonomous", "display"섹터 비중 15프로 이상 40프로 이하, "shipbuilding" 섹터 8%이하 이다. 제약조건하에서의 MVO를 통한 최적 비중은 그림8과 같다. 포트폴리오 성과는 다음과 같다. 연간 예상 수익 22.0%, 연간 변동성 30.0%, 샤프비율 0.67

주식	티커	섹터	
SK 하이닉스	000660.KS	Semiconductor	
한국카본	017960.KS	Shipbuilding	
유진테크	084370.KS	Semiconductor	
팅크웨어	084730.KQ	Autonomous	
켐트로닉스	089010.KQ	Display	
테스	095610.KS	Semiconductor	
서연이화	200880.KS	Autonomous	
삼성전기	009150.KS	Display	

[표2] 섹터 매핍



[그림7] 제약조건하의 MVO 최적 비중

2. Black Litterman

2.1 MVO의 한계와 Black Litterman

MVO의 한계로 등장한 Black Litterman

MVO가 입력 변수로 받아야 하는 미래의 수익률을 예측하는 것이 매우 어렵다. 따라서 이를 개선한 Black-Litterman 모델이 등장하였는데, 해당 모델은 베이지안 통계에 기반하여 시장으로부터의 정보와 예상 수익률에 대한 투자자의 뷰를 결합하여 사용한다. 시장 정보와 투자자 뷰의 결합은 새로운 수익률과 공분산 추정치를 만들어내고 이는 다시 MVO의 입력변수로 사용된다.

Black Litterman의 유연 성

블랙 리터만 모델은 투자자로 하여금 사전 정보에 대한 상대적 불확실성을 구체화시킬 수 있도록 자유도를 준다. 그리고 MVO뿐 만 아니라 다른 기법들을 시장 포트폴리오를 받아들일수 있다는 점에서 매우 유연하다고 볼 수 있다.

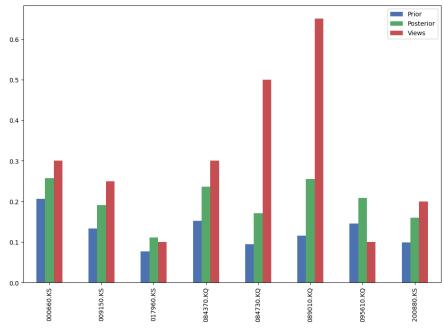
2.1 Black Litterman 최적 포트폴리오 산출

1) 투자자의 뷰

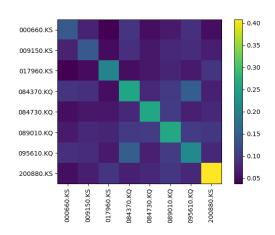
Black-Litterman의 입력변수로 사용되는 투자자의 뷰는 표3과 같다. 사전 및 사후 수익률은 그림 8과 같으며, 공분산 행렬은 그림9와 같다.

주식	view	confidence	interval	
SK 하이닉스	0.3	0.6	(0, 0.25)	
한국카본	0.1	0.3	(-0.2, 0.2)	
유진테크	0.3	0.4	(-0.1, 0.2)	
팅크웨어	0.5	0.6	(-0.3, 0.5)	
켐트로닉스	0.65	0.6	(0.1, 0.5)	
테스	0.1	0.7	(-0.2, 0.3)	
서연이화	0.2	0.6	(-0.2, 0.4)	
삼성전기	0.25	0.4 (0, 0.3)		

[표3] 투자자의 뷰



[그림8] 사전, 사후 수익률와 투자자의 뷰



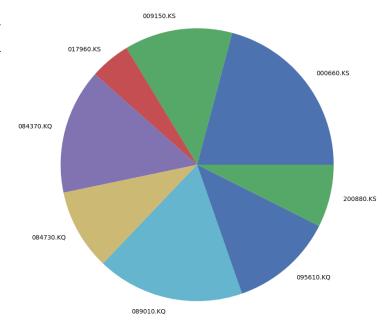
[그림9] 공분산 행렬

2) Black Litterman Modeling

Black litterman으로 찾 아낸 최적 자산 배분 비 율
 Black-Litterman
 모델로 찾

 아낸 최적 자산 배분 비율

 은 그림 10과 같다.



[그림10] Black-Litterman 최 적 자산비율

리스크 패러티

3.1 Hierarchical Risk Parity 최적 포트폴리오 산출

리스크 패러티는 리스크 를 동일하게 한다는 의 미로 각 자산의 위험을 똑같이 가져가는 방법

1) Hierarchical Risk Parity(HRP)

HRP는 자산 간의 상관 관계를 고려하여 포트폴리오의 리스크를 균형있게 분산시키는데 효과 적인 방법중 하나이다.

HRP방법은 전통적인 Mean-Variance Optimization(MVO)과 같은 다른 최적화 기법과 비교하여 상대적으로 안정적인 투자 성과를 보여주는 경우가 있음 특히 Markowitz가 제안한 CLA(Critical Line Algorithm)의 단점인 불안정성과 복잡해질수록 계산량이 많아지는 문제점에서 이점을 보이고 있다.

CLA는 수익률이 아닌 공분산 행렬만을 이용해 서 자산분배를 하는 방 법

2)HRP의 과정

HRP는 크게 3단계 (1)계층적 트리 군집화(Hierarchical Tree Clustering (2)행렬 재정렬(Matrix Seriation) (3)재귀적 이분법(Recursive Bisection)으로 나뉜다.

계층적 군집화 단계에서는 N개의 포트폴리오내 주식에 대해서 상관행렬을 만들고 상관행렬에 기초한 거리 행렬을 만든다.

거리행렬을 이용해서 포트폴리오내 다른 주식들과의 유사도를 측정하는 또다른 거리 행렬을 계산하고 이를 이용해 계층적 군집화를 진행

행렬 정렬은 상관행렬의 위치를 재정렬하여 군집이 명확하게 보일 수 있도록 행과 열을 재정비하는 것이다.

계층적 군집화는 군집의 개수를 미리 정하지 않 고 데이터의 유사성을 기반으로 군집을 형성하 는 방법

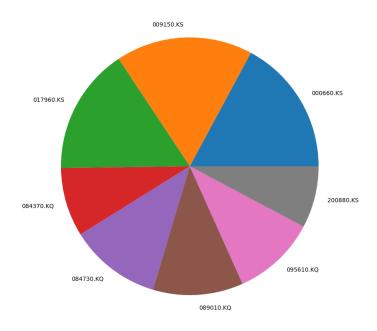
재귀적 이분법은 포트폴리오 분배 비율을 결정하는 방식으로 모든 주식의 1의 가중치를 준 뒤 2개의 그룹으로 주식을 나눈 뒤 분산을 계산한 다음 새롭게 가중치를 설정하고 해당 작업 을 모든 주식에 가중치가 부여될 때까지 진행한다.

3) Hierarchical Risk Parity(HRP) Modeling

계층적 리스크 패러티를 이용한 자산 분배 결과는 밑의 표와 그림과 같다

	sk하이 닉스	삼성전 기	한국카 본	유진 테크	팅크웨 어	켐트로 닉스	테스	서연이 화
HRP 기반 최적 비중 (%)	17.13	17.18	15.90	8.65	11.52	11.33	10.52	7.76

[표4]HRP 방법을 이용한 최적의 자산 분배



[그림10] HRP 최적 자산 비율