

# 한국 헤지펀드 시장의 최적의 투자전략 도입순서에 대한 연구

권도균 · 박희환 · 강동훈 · 김민정<sup>†</sup>

KAIST 산업및시스템공학과

## Optimal Introductory Sequence of Hedge Fund Baskets in the Korean Market

Do-gyun Kwon · Hee Hwan Park · Dong Hun Kang · Min Jeong Kim

Department of Industrial and Systems Engineering, KAIST

Hedge funds can be established in Korea after the deregulation about setting up private equity funds on September, 2011. Although the variety of asset allocation strategies is the strength of hedge funds, most of Korean hedge funds uses only the equity long/short strategy. Therefore, it is need to introduce other strategies into Korea hedge funds, however all strategies can not be adopted at once because of the infrastructure of Korea financial market. In this paper, we find the optimal introductory order of strategies for Korea hedge fund in view of individual or institutional investors. For this analysis, HFRI data are used for the historical return of each hedge fund strategy and three methods (network visualization, principle component analysis and efficient frontier optimization) are used for finding the optimal order.

**Keywords:** Korean Hedge Fund, Principle Component Analysis, Optimal Asset allocation

### 1. 서론

1990년대 이후 급성장한 헤지펀드(Hedge Fund)는 현재 국제 금융시장에서 주요한 참여자 중 하나로 떠올랐다. 헤지펀드는 ‘레버리지를 활용하고 다양한 투자 전략을 구사하여 절대 수익률을 추구하는 사모 형태의 투자 기금’이다(Bodie *et al.*, 2011). 과거에는 관련 규제의 미비로 국내에 설정되어 국내법의 적용을 받는 헤지펀드(이하 한국형 헤지펀드)의 운용이 사실상 불가능하였으나, 2011년 9월 30일 ‘자본시장과 금융투자업에 관한 법률’ 시행령 개정안이 시행되면서 한국형 헤지펀드의 설립이 가능해졌다. 이에 따라 국내의 여러 증권사들은 2011년 말부터 헤지펀드를 운용하기 시작하여 2012년 6월 현재 11개 운용사, 19개 펀드가 설정되어 있으며 총 설정액은 7천억 원에 이른다. 헤지펀드 시장 규모는 앞으로도 계속 증가하여 2021년에는 최소 23조, 최대 59조 원에 달할 것으로 예측된다.

그러나 헤지펀드의 주요 특징이 다양한 투자 전략 구사임에도 불구하고 초기 국내에 출시된 헤지펀드 중 약 80%가 국내 및

아시아 지역 주식을 투자 대상으로 하는 Long/ Short 전략(이하 Equity L/S 전략)을 활용하는 등 한국형 헤지펀드 대다수가 비슷한 유형의 투자 전략에 치중하고 있다. 이는 헤지펀드 간 차별성을 떨어뜨릴 뿐 아니라 단기적으로 국내 주식시장의 변동성이 확대 되는 데 기여할 가능성마저 존재하며, 따라서 다양한 투자 전략과 투자 자산을 활용하는 한국형 헤지펀드의 운용이 필요하다. 하지만 국내 인력 및 인프라의 부족으로 모든 투자 전략들을 한번에 도입하기에는 어려움이 따를 것으로 보이며, 단계적인 전략 도입이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 투자자의 입장에서 어떠한 전략 도입 순서가 헤지펀드에 투자하고자 하는 투자자들에게 가장 이익이 될 것인가 라는 질문에 대한 답을 산업공학적 분석 도구들을 활용하여 얻고자 한다.

### 2. 데이터

분석을 위하여 글로벌 헤지펀드 지수인 HFRI 지수의 13종의 전

<sup>†</sup> 연락저자 : 김민정, 305-701 대전광역시 유성구 구성동 한국과학기술원 산업및시스템공학과, Tel : 042-350-3169, Fax : 042-350-3110,  
E-mail : minjeongkim@kaist.ac.kr

2012년 11월 8일 접수; 2012년 11월 20일 수정본 접수; 2012년 11월 20일 게재 확정.

락별 수익률 데이터를 사용하였다. 또한 금융위기 이전과 이후의 헤지펀드 전략별 상관관계의 변화를 관찰하기 위하여 금융 위기가 시작된 2007년 6월을 기준으로 전/후 5년의 데이터를 사용하였다. 사용된 전략의 종류는 <Table 1>과 같다.

헤지펀드 전략은 크게 4개의 범주로 나누어 볼 수 있다. Event driven 전략은 합병이나 구조조정 등의 특정 사건에서 발생하는 가격변동에서 수익을 추구하는 전략이다. Equity hedge 전략은 고평가된 주식은 공매도를 하고 저평가된 주식은 매수하여 수익을 추구한다. Global macro 전략은 거시분석을 통한 국제 주식, 상품, 파생상품 등에 투자하는 전략이며, 마지막으로 relative value 전략은 차익거래를 기반으로 주로 채권에 투자하여 수익을 낸다. HFRI 지수에는 Equity L/S 전략에 대한 독립적인 수익률 데이터가 없으므로 equity hedge의 equity market neutral을 해당 전략의 데이터라고 가정하고 이후 과정을 수행하였다.

Table 1. Hedge fund strategy data of HFRI

Strategy Class	Specific Strategy
Event Driven (ED)	1. Distressed/Restructuring 2. Merger Arbitrage 3. Private Issue/Regulation D
Equity Hedge (EH)	4. Equity Market Neutral 5. Quantitative Directional 6. Sector-Energy/Basic Materials 7. Sector-Technology/Healthcare 8. Short Bias
Global Macro (Macro)	9. Systematic Diversified
Relative Value (RV)	10. Fixed Income-Asset Backed 11. Fixed Income-Convertible Arbitrage 12. Fixed Income-Corporate 13. Yield Alternatives

### 3. 최적의 투자전략 도입순서

한국형 헤지펀드에 도입할 최적의 투자전략 순서를 찾기 위해 본 연구에서는 세 가지 분석 방법을 활용하였다. HFRI 지수는 해당 전략을 사용하는 헤지펀드들의 수익률을 이용한 동일 가중지수이기 때문에, 우리는 HFRI 지수의 각각의 전략들을 투자 가능한 하나의 자산(asset)으로 가정하였다. 따라서 각각의 전략의 수익률을 자산들의 수익률로 생각할 수 있고, 최적의 투자전략 도입순서를 찾기 위하여 기존의 포트폴리오 이론을 적용할 수 있었다.

본 연구에서 활용한 세 가지 분석 방법은 다음과 같다. 우선, 최적의 포트폴리오 구성에 각각의 자산들의 상관계수가 중요하기 때문에, 각 전략들의 상관계수를 시각적으로 보여주는 network visualization 분석을 수행하였다. 또한 복잡한 상관관계를 갖는 데이터 분석에 사용할 수 있는 principle component analysis를 하여, 상관계수만을 기준으로 한 최적의 전략 도입순서를 도출하였다. 마지막으로 상관계수 뿐 아니라 각 전략의 평균과 표준편차를 고려한 전략 도입순서를 계산하였는데, 이 분

석은 포트폴리오의 성과를 측정하는 지표로 가장 많이 사용되는 Sharpe ratio를 이용하였다.

#### 3.1 Network Visualization

2개 이상의 전략으로 이루어진 포트폴리오의 위험을 최대한 분산시키기 위해서는 서로 상관계수가 낮은 전략들로 구성되는 것이 바람직하다. <Figure 1>에서 볼 수 있듯이 전략 간의 상관계수가 투자자의 feasible set을 극대화하는 데 큰 영향을 미친다. 따라서 현재 한국 시장의 주를 이루고 있는 Equity L/S 전략과 다른 전략들 사이의 상관계수를 기준으로 투자전략 도입순서를 정할 수 있을 것이다. 이를 위하여 전략들 간의 상관계수 행렬을 인접 행렬로 갖는 네트워크를 시각화하여 전략들 간의 상관관계에 대해 살펴보았다.

모든 전략의 수익률 데이터 사이의 상관계수 행렬을 구하고 그 행렬을 네트워크의 인접 행렬로 갖는 네트워크로 변환할 경우 모든 전략 사이에 상관계수가 존재하기 때문에 해당 네트워크로는 전략들 사이의 관계를 찾아내기 어렵다. 따라서 각 전략들 간의 핵심적인 관계를 추정하기 위하여 Kolar *et al.*(2010)이 사용한 비모수적 방법을 적용한 covariance selection을 이용하여 각 전략 사이의 부분상관계수행렬(partial correlation matrix)을 추정하고, 그것을 네트워크로 변환한 방법을 사용하였다.

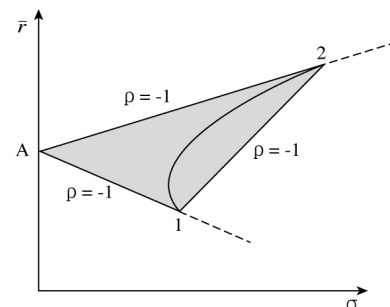


Figure 1. Feasible region varied by correlation coefficient

<Figure 2>와 <Figure 3>은 network visualization의 결과로 금융위기 전/후 5년간의 헤지펀드 전략 사이의 상관관계를 보여준다. 전략들 사이의 거리는 상관관계의 정도를 나타내며, 거리가 가까울수록 전략들의 상관관계가 높음을 의미한다. 네트워크를 분석한 결과, 같은 범주에 있는 전략들은 서로 상관관계가 높은 편임을 볼 수 있다. 또한 금융위기 이후 전략들 간의 상관관계가 커지고, 반대로 Macro 관련 전략의 상관관계는 낮아짐을 관찰할 수 있다. 이는 금융 위기 때문에 일시적으로 security 관련 자산들의 가격이 전반적으로 하락하고, commodity의 가격이 상승하면서 상관관계가 낮아졌기 때문이라고 추측할 수 있다(Frank, 2009). 추후의 분석도 금융위기 전/후의 데이터를 사용하여 진행하였지만, 금융위기 이후의 데이터는 현재 국내 시장에 적용하기에는 특수성을 가지고 있기 때문에 금융 위기 이전의 데이터를 사용한 결과만 제시하도록 하겠다.

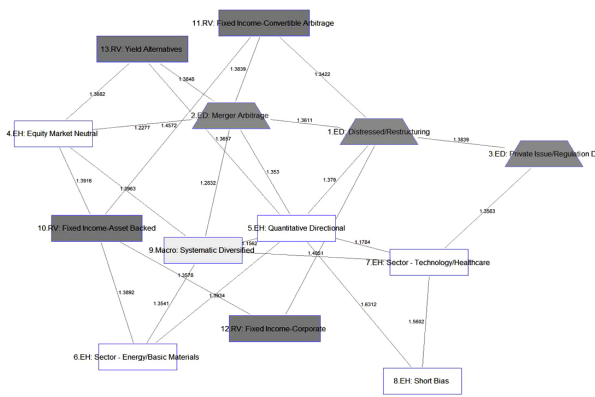


Figure 2. Simplified correlation network : before crisis

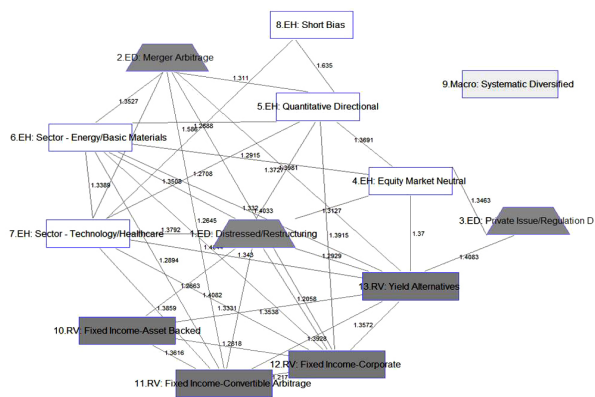


Figure 3. Simplified correlation network : after crisis

3.2 Principle component analysis

3.1 Network visualization에서 볼 수 있듯이 각 전략들 간의 상관관계가 복잡하기 때문에 최적의 전략 도입 순서를 도출하기 위하여 주성분분석(principle component analysis : PCA)를 수행하였다. PCA는 데이터의 분산을 가장 잘 표현해주는 방향(principle component : PC)으로 데이터를 변환하여, 복잡한 데이터를 간략하게 살펴볼 수 있는 방법이다. 우리는 PCA를 통해 추출된 PC를 전략의 수익률을 설명하는 factor로 가정하고, PC를 축으로 하는 공간에서 각 전략들 간의 관계를 살펴볼 수 있었다.

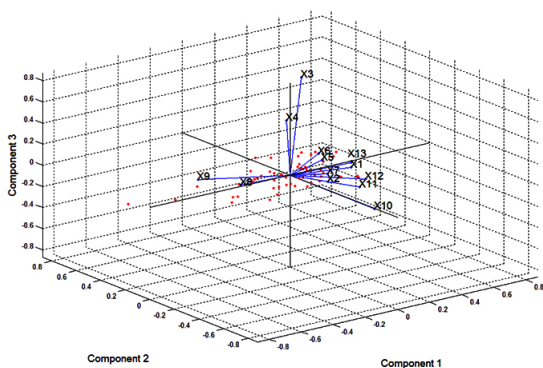


Figure 4. Principal component coefficients : using 3 PCs

<Figure 4>는 3개의 factor를 사용했을 경우의 PCA 결과를 보여주며, 각 번호는 2. 데이터에서 정한 각 전략의 번호를 나타낸다. 각 전략들을 나타내는 벡터들의 방향과 크기를 통해 전략들 간의 관계를 알 수 있는데, 예를 들어 8번 전략인 short bias 전략의 벡터는 4번 전략인 equity market neutral과 수직한 방향을 가지고 있어 상관관계가 낮다는 것을 알 수 있다. 우리는 데이터 변동성의 약 80%를 유지하기 위해서 총 4개의 PC를 사용하여 equity market neutral과 이루는 각도가 가장 큰 전략부터 순위를 매겨보았고, 그 결과는 <Table 2>와 같다. 국내 헤지펀드가 <Table 2>에서 보여주는 순서대로 전략을 추가할 경우 추가되는 전략들이 기존에 운용되는 Equity L/S와 상관관계가 낮아 투자자들에게 더 넓은 feasible set을 제공할 수 있을 것이다.

Table 2. Optimal order from PCA : using 4 PCs

Optimal Order	Specific Strategy
-	Equity Market Neutral
1	Sector-Energy/Basic Materials
2	Merger arbitrage
3	Systematic diversified
4	Short bias
5	Fixed Income-Asset Backed
6	Private issue/regulation D
7	Fixed Income-Corporate
8	Sector-Technology/Healthcare
9	Yield Alternatives
10	Fixed Income-Convertible Arbitrage
11	Distressed/restructuring
12	Quantitative directional

3.3 Efficient frontier optimization (EFO)

PCA 분석에서 도출한 전략도입 순서는 각 전략들 간의 상관관계만을 기준으로 하였다. 하지만 실제로 투자자가 자산배분을 할 때 자산 간의 상관관계 뿐 아니라 분산과 수익률도 고려하기 때문에 좀 더 심화된 분석이 필요하다. 따라서 마지막으로 우리는 투자자의 Sharpe ratio를 극대화하는 순서대로 전략도입 순서를 찾아보기로 하였다.

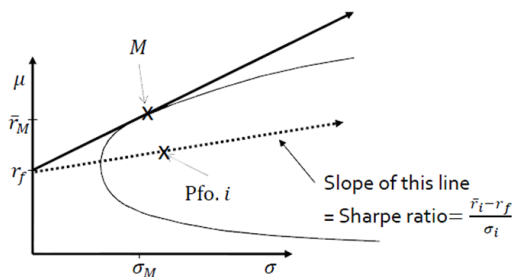


Figure 5. Sharpe ratio

Sharpe ratio는 포트폴리오 성과를 측정하는 지표로 한 단위의 위험자산에 투자함으로써 얻을 수 있는 초과수익을 말한다.

<Figure 5>에서 볼 수 있듯이 Sharpe ratio는 mean-variance 평면에서 포트폴리오와 무위험수익률을 잇는 직선의 기울기이며, Sharpe ratio가 커질수록 투자자가 위험대비 얻을 수 있는 수익이 증가한다. 따라서 우리는 equity market neutral 전략만 시장에 존재할 때 어떤 순서로 전략을 도입해야 Sharpe ratio가 가장 크게 증가하는지를 살펴보았다.

Sharpe ratio를 가장 크게 증가시키는 최적의 전략도입 순서는 다음의 방법을 이용하여 찾았다. 순서를 매겨야 하는 전략의 개수를  $n$ , 무위험수익률을  $r_f$ ,  $j$ 번째 전략의 시간  $t$ 에서  $t$ 까지의 수익률 벡터를  $r_i$ 라고 하자. 그렇다면 최적의 전략도입순서  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{n-1}\}$ 는 다음의 최적화 문제를 풀어서 얻을 수 있다.

- $S_k = k$ th optimal strategy ( $k = 1 : \text{equity market neutral}$ )
- $S_k = \text{argmax}_i (f_k(i))$
- $\omega_i = \text{weight of strategies } \{S_1, S_2, \dots, S_{k-1}, i\}$  if strategy  $i$  is  $k$ th optimal strategy
- $\mu_i = \text{geometric mean return of strategies } \{S_1, S_2, \dots, S_{k-1}, i\}$  if strategy  $i$  is  $k$ th optimal strategy
- $\Sigma_i = \text{covariance of strategies } \{S_1, S_2, \dots, S_{k-1}, i\}$  if strategy  $i$  is  $k$ th optimal strategy

$$f_k(i) = \max_{\omega_i \geq 0, \sum \omega_i = 1} \frac{\omega_i^T \mu_i - r_f}{\sqrt{\omega_i^T \Sigma_i \omega_i}}$$

where  $i \in \{1, 2, \dots, n\} \setminus \{S_{k-1}, \dots, S_1\}, k \in \{2, \dots, n\}$

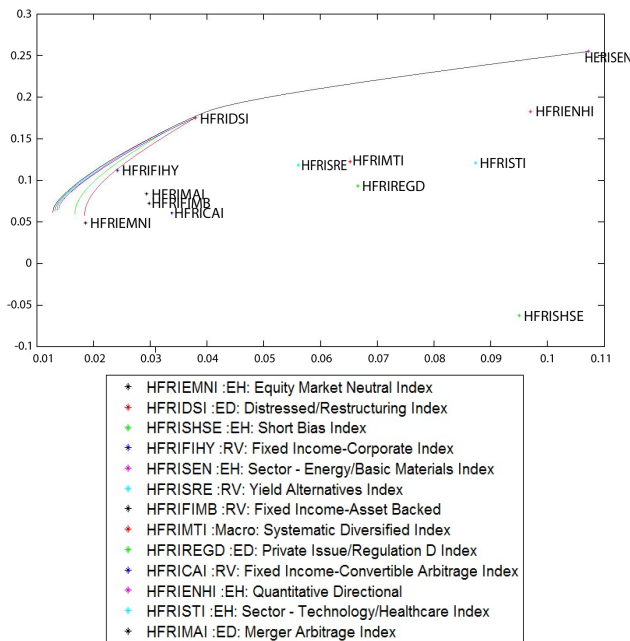


Figure 6. Efficient frontier of 13 strategies

<Figure 6>은 전략들의 수익률, 표준편차와 포트폴리오에 전략들을 하나씩 추가해 나가면서 증가해 가는 efficient frontier의 모습을 mean-variance 평면에 나타낸 것이다. efficient frontier들을 보면, 첫 번째, 두 번째까지는 변화량이 크지만 그 후로는 efficient frontier가 크게 증가하지 않는 것을 볼 수 있다.

Table 3. Optimal order and Sharpe ratio from EFO

Optimal Order	Specific Strategy	Sharpe ratio
-	Equity Market Neutral	3.5094
1	Distressed/Restructuring	3.9151
2	Short Bias	4.0314
3	Fixed Income-Corporate	4.1026
4	Sector-Energy/Basic Materials	4.1686
5	Yield Alternatives	4.2215
6	Fixed Income-Asset Backed	4.2348
7	Systematic Diversified	4.2348
8	Private Issue/Regulation D	4.2348
9	Fixed Income-Convertible Arbitrage	4.2348
10	Quantitative Directional	4.2348
11	Sector-Technology/Healthcare	4.2348
12	Merger Arbitrage	4.2348

<Table 3>은 Sharpe ratio를 가장 크게 증가시키는 전략도입 순서와 도입에 따른 Sharpe ratio의 변화를 보여준다. 본 연구에서 찾은 도입순서를 따른다면 투자자의 Sharpe ratio가 빠르게 극대화되는 것을 볼 수 있다. 또한 첫 3가지 전략을 추가 도입한 상태에서 모든 전략을 도입시켜 최대로 증가시킬 수 있는 Sharpe ratio의 98%까지 도달하는 것을 알 수 있다. 따라서 그 이후의 전략을 추가하는 것은 별로 효율적이지 못하다.

#### 4. 결론

우리는 한국에서 형성되기 시작한 헤지펀드 시장에 어떤 전략을 순차적으로 도입하는 것이 투자자에게 가장 이익이 될 수 있을까라는 의문을 풀고자 분석 작업을 수행하였다. 먼저 투자 전략 간의 상관계수를 투자 전략간 거리로 표현한 network visualization을 통하여 투자 전략 간의 상관도를 시각화해 보았다. 그 후, PCA를 통한 상관관계에 따른 전략 도입순서 및 Sharpe ratio를 극대화시키는 전략 도입순서를 도출하였다. 물론 인프라와 국내 금융 시장의 특징에 따른 현실적인 이유로 본 연구에서 도출한 최적의 투자 전략도입순서의 그대로 적용할 수는 없을 것이다. 하지만 본 연구에서 제시한 방법론을 기반으로 각각의 헤지펀드 운용사에 적절한 투자전략을 찾는다면 헤지펀드가 투자자들에게 좀 더 매력적인 투자처가 될 것이다.

#### 참고문헌

Bodie, Z., Kane, A., and Marcus, A. J. (2011), *Investments and Portfolio Management*, McGraw-Hill.  
 Frank, N. (2009), Linkages between Asset Classes during the Financial Crisis, Accounting for Market Microstructure Noise and Non-Synchronous Trading, *Oxford University Working Paper*, Oxford-Man Institute of Finance and Department of Economics.  
 Kolar, M., Parikh, A., and Xing, E. (2010), On Sparse Nonparametric Conditional Covariance Selection, *International Conference on Machine Learning*.