

## 일반화 군집분석법을 이용한 국내 주식형 펀드의 스타일 분석\*

유 신 익 (고려대학교)

김 동 철 (고려대학교)\*\*

### < 요약 >

이 본 논문은 펀드 수익률의 시계열 및 횡단면적 특성을 동시에 고려하는 일반화군집분석 (Generalized Style Classification; GSC) 방식을 준용하여, 국내 주식형펀드의 스타일을 분석하였다. GSC는 시계열 회귀분석과 군집분석 모형을 결합한 스타일 분류법으로써 펀드의 위험 노출도 추정치를 기준으로 기대수익률을 산출하고 기대수익률 패턴이 유사한 펀드끼리 군집화하는 형태이다. GSC 방식은 시계열분석에 설정되는 모형에 따라 상이한 방식으로 나뉘어지는데, 본 논문의 주요 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, Fama-French(1993) 5요인 모형과 군집분석 방식이 결합된 GSC 분류법은 군집별 스타일 규명과 펀드 미래 수익률 설명에 높은 효력을 지닌다. 둘째, GSC의 펀드별 스타일을 기준으로 할 때, 국내펀드의 투자설명서상 공표 스타일은 GSC 스타일과 차이가 큰 것으로 나타났다. 즉 GSC 군집의 스타일이 펀드 실제 운용 스타일을 최대한 반영하는 방식임을 고려할 때, 대부분의 펀드가 투자설명서상의 스타일과0는 다르게 운용됨을 확인하였다. 다만 대형 스타일로 공표된 펀드는 실제 운용이 공표 스타일대로 유지되는 경우가 많았다. 결론적으로 GSC 방식은 펀드분류 과정에서 수익률 내재정보를 최대한 활용함으로써 스타일 추정의 명확성을 높이는 분류법이며, 이는 국내펀드의 스타일분석에 대한 범용적인 기준이 될 것으로 판단된다.

핵심 단어 : 일반화 군집분석법, 주식형펀드 스타일, Fama-French 5요인 모형, 스타일미준수, 공표된 펀드스타일

JEL 분류기호: G10, G14

\* 본 연구를 위해 자료를 제공해 주신 제로인주에게도 감사의 뜻을 전합니다. 또한 논문의 질을 높 이는데 유익한 조언을 해주신 익명의 두 분 심사위원께 진심으로 감사드립니다.

김동철은 2012년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2012-S1A5B1010341).

\*\* 연락담당 저자. 주소: 서울특별시 성북구 안암동 5가 1번지 고려대학교 경영대학, 136-701; E-mail: kimdc@korea.ac.kr; Tel: 02-3290-2606; Fax: 02-922-7220.

투고일 2013-01-31; 수정일 1차 2013-05-06, 2차 2013-05-17; 게재확정일 2013-05-22

## 1. 서론

제로인(주) 자료에 따르면, 2001년 말 12조에 불과하였던 국내 주식형펀드의 순자산(이하 NAV) 금액은 자본시장 통합법 제정, 펀드판매 수단의 다양화 및 펀드 운용 체계성 제고 등으로 2009년 말에는 9배 가량 증가한 110조 원을 기록하였다. 특히 2000년대 후반에는 1,000여 개 펀드가 그 명맥을 지속하여 오고 있는데, 이와 같은 국내펀드 규모 확대 및 다양화에도 불구하고 국내 시장에서는 여전히 주로 이차원상(기업규모/성장·가치)의 펀드 스타일만이 통용되고 있다.

국내펀드 시장이 발전하는 현 시점에서 펀드의 명확한 스타일에 대한 분석은 그 무엇보다 중요한 사안이 될 것이다. 여기서 명확한 스타일이라 함은 스타일 추정에 있어서의 높은 정확도뿐 아니라, 펀드 스타일에 대한 다양성의 의미도 내포한다. 예를 들어 Fabozzi(2003)에 따르면, 펀드의 스타일에 따라 각 경기국면(Macro-economic cycle)에 예상되는 기대수익도 크게 달라진다고 한다.<sup>1)</sup> 즉 펀드 투자자나 포트폴리오 운용자의 입장에서 펀드 스타일에 대한 정확한 정보는 해당 펀드의 투자 및 관리에 따른 이익·손실 정도를 예견하게 하는 가늠자가 될 수 있다. 또한 단 하나의 펀드라 하더라도 해당 포트폴리오의 특성에 따라 무수히 많은 스타일이 표출될 수 있는데, 이러한 다양한 내재 스타일의 파악은 투자·관리에 있어서 매우 중요한 요소이다. 예를 들어 성장형 펀드로 동일하게 분류되는 펀드 두 개(A, B)가 있다고 가정해보자. A 펀드가 B 펀드와 동일한 성장형이면서도 B 펀드에 비해 장단기 금리차이에 민감한 펀드(현행 규정으로는 국내 주식형펀드도 최대 40% 비중까지 채권자산을 포함할 수 있음)라면, A 펀드는 경기상승(장단기 금리 스프레드 확대)시에 B 펀드보다 더 높은 기대수익을 실현할 수 있다. 즉 동일한 스타일 내에서도 펀드 스타일이 세부적으로 어떻게 차별화되는지의 여부에 따라, 기대 수익 손실은 매우 차별화된다. 결국 펀드 성과의 예측 및 포트폴리오 운용에 있어서 다양한 스타일에 대한 정확한 분석은 매우 중요한 요인이 되는 것이다.

이에 본 논문은 국내에서 처음 시도하는 Brown and Goetzmann(1997)의 일반화 군집 분석법(Generalized Style Classification; GSC) 방식을 준용하여 국내 주식형펀드 스타일을 명확히 분석하고자 한다. 지금까지의 국내펀드 스타일 분석에서는 Sharpe(1988, 1992)의 시계열 회귀분석법이 주된 분류법으로 여겨져 온 바 있다. Sharpe(1992)의 시계열 회귀 분석법은 펀드 수익률로 스타일을 간접 유추하는 ‘수익률 기반 스타일분석(Return-Based style analysis; RBSA)’의 대표적 방식이다. 이는 펀드 수익률을 종속변수로 두고 기업의 성장/가치 요인(HML), 기업규모 요인(SMB) 등을 독립변수로 설정하여, 추정 계수치 크기를

---

1) Fabozzi, F., *Handbook of equity style management*, 3rd ed., John Wiley and Sons, Inc, Hoboken, New Jersey, 2003.

기준으로 스타일을 분류하는 형태이다.<sup>2)</sup> 그런데 동 Sharpe(1992) 모형에만 의존하여 스타일 분석을 할 경우에는 펀드 스타일 추정에 오류를 범할 가능성이 있다. 예를 들어 Sharpe 모형으로 과거 36개월치 펀드 수익률 자료를 시계열 회귀분석을 시행하는 경우를 상정해 보자. 과거 1~35개월 동안 펀드가 대형 포트폴리오에 집중했지만, 마지막 36개월째에 소형 포트폴리오로 변경된 경우를 가정한다. 이 경우 Sharpe 시계열 회귀분석법을 적용하면 SMB 요인에 대한 계수 추정치가 평균 시계열상 작은 값으로 도출되어 동 펀드는 대형 펀드로 간주(일반적으로 특정 펀드의 SMB 요인 계수추정치 크기가 전체 펀드 중에서 가장 작은 30% 부류에 속하면 소형으로 간주하고, 큰 30% 부류에 속하면 대형으로 간주)하게 된다. 이는 펀드의 과거 수익률 평균 추세로 스타일을 추정하여 나타나게 되는 Sharpe 시계열 회귀분석법의 한계라 할 수 있다. 즉 시시각각 변모하는 스타일을 유추하는 데에 있어서 Sharpe 모형에 의한 스타일 분석 결과는 실제 스타일과는 다소 상이하게 나타날 수 있다. 특히 Witkowski(1997)는 특정한 스타일을 추구하는 펀드매니저가 수익률 제고를 위해 지속적으로 포트폴리오를 조정하는 경우, 동 펀드의 스타일이 가까운 미래에 다른 스타일로 변모될 수 있음을 보고하였다. 결국 과거 시계열에만 의존하여 회귀분석을 하는 스타일 분류법은 특정 시점에서 나타나는 변화(예를 들면 펀드 수익률의 횡단면 행태에 따른 스타일 변화)를 정확하게 반영하지 못하는 한계점이 있다.

이에 반해 GSC 분류법은 1차적으로 과거 펀드 수익률로 시계열 분석을 이행하고 2차적으로 펀드 기대수익률을 바탕으로 군집분석(clustering analysis)을 시행함으로써, 스타일의 시계열 및 횡단면적 변화를 모두 반영한다. 즉 GSC 분류법은 시계열 회귀분석으로 스타일 정보를 우선 추출하고, 동 정보가 반영된 기대 수익률을 바탕으로 스타일 집단을 군집화하는 ‘시계열 회귀분석과 군집분석의 결합형태’이다. 본 논문에서 적용된 GSC 분류법의 시계열 분석 및 군집분석의 추정 과정은 아래와 같다.

우선 기존 Brown and Goetzmann(1997) 연구에서 GSC 분석의 1차 시계열 회귀분석 시에 Sharpe 모형을 사용한 것과는 달리, 본 논문은 Fama-French(1993) 5요인 모형을 사용하였다. 이는 유신익, 김동철(2012) 연구 결과에 따르면, Fama-French(1993) 5요인 모형이 CAPM, Fama-French(1993) 3요인 모형, Cahart(1997) 4요인 모형에 비해 스타일 분류 모형의 중요 요건(요인의 설명력, 낮은 추적오차, 경제적 의미의 명료성 면에서)을 보다 잘 충족시키는 것으로 보고되었기 때문이다. 또한 Kim et al.(2012)의 연구에서도 국내 기업의 주식수익률 설명에 있어서 기간구조 프리미엄(term premium, 이하 TERM)/신용 위험 프리미엄(default premium, 이하 DEF)의 2개 채권요인을 포함하는 Fama-French(1993) 5요인 모형이 여타의 모형에 비해 다양한 척도에 있어서 우월함이 확인되었기

2) Sharpe, W. F., 1988, Determining a Fund's Effective Asset Mix, *Investment Management Review* 2(6), pp. 59-69; Sharpe, W. F., 1992, Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement, *Journal of Portfolio Management* 18(2), pp. 7-19.

때문이다.<sup>3)</sup>

Brown and Goetzmann(1997)의 GSC 1차 시계열 회귀분석 단계에서는 펀드의 과거 1~36개월치 수익률 자료로 Fama-French 5요인 모형을 추정하고, 펀드별 계수추정치로 바탕으로 펀드의 향후 12개월간 기대수익률을 추정한다. 2차 군집분석 단계에서는 상기의 12개월치 월별 기대수익률 자료로 J평균 군집분석(J-means clustering analysis)을 시행한다. 이는 군집의 평균 기대수익률과 각 펀드의 기대수익률간 차이인 오차의 제곱합(Sum of Square Error; SSE)을 최소화하는 형태로 군집을 결정하는 것이다.<sup>4)</sup> 다음으로 상기의 과정으로 선정된 각 군집에 대해 스타일을 정의하는 과정이 필요한데, 이는 '각 군집 내 펀드들이 집중된 스타일 비중/군집 내 펀드들의 요인에 대한 민감도/군집 내 펀드들의 요인에 대한 상관관계' 등의 결과를 통해 이루어진다. 본 논문에서는 Fama-French 5요인 모형과 군집분석이 결합된 방식(이하 GSC-FF5)을 기준으로 사용하되, 결과 비교를 위해 Fama-French 3요인 모형과 군집분석이 결합된 방식(이하 GSC-FF3), 그리고 펀드의 실제수익률만을 군집분석에 사용한 방식(이하 GSC-raw)의 스타일분석 결과도 함께 보고하였다.

본 연구의 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 정량적 측면에서 GSC-FF5 방식은 펀드 미래 수익률의 횡단면 변동성(cross-sectional variation)차이에 대해 높은 설명력을 지녔다. 특히 GSC-FF5 방식은 여타의 2개 GSC 방식(GSC-FF3/GSC-raw)과 그 외의 스타일 분류 방식(주성분 분석/Fama-French 5요인 모형만을 적용한 스타일 분석)에 비해 펀드 수익률의 횡단면 변동성을 잘 묘사하는 것으로 나타났다. 둘째, 정성적 측면에서도 GSC-FF5 방식은 여타의 2개 GSC 방식(GSC-FF3/GSC-raw)에 비해 군집별 스타일을 상대적으로 명확히 정의하였다. 이는 Fama-French 5요인 모형에 내포된 요인의 수가 많기도 하지만, Fama-French 5요인 모형이 국내 주식형펀드의 수익률에 내재된 정보도 가장 정확히 반영하기 때문이다. Brown et al.(2001)은 군집설정에 있어서 정량적·정성적 기준을 동시에 충족시키는 것이 중요하다고 언급하였는데, GSC-FF5 방식은 상기의 두 가지 기준에 대해 상대적 만족도가 높았다. 셋째, GSC-FF5 분류에 따른 군집 스타일을 기준으로 하였을 때, 국내펀드의 공표 스타일과 기준 스타일간에는 큰 차이가 존재하는 것으로 나타났다. 즉 현실적으로는 펀드의 실제 운용 스타일(GSC의 스타일)이 공표된 스타일과는 다를 가능성이 크다는 것이다. Witkowski(1997)의 연구에 따르면, 미국 펀드매니저도 성과제고를 위해 포트폴리오를 비정기적으로 조정함으로써 공표된 스타일에서 이탈하는 경향이 크다고 한다. 본 연구의 GSC-FF5 분석법으로 분류된 펀드 스타일을 기준으로 할 때, 국내펀드 중 대다수는 투자설명서상의 스타일과는 다르게 운용됨을 확인하였다. 다만 투자설명서상에서 대형

3) 본 연구의 Fama-French 5요인 모형에 설정된 채권요인은 주식형펀드의 스타일 예측에 가장 뛰어난 성과를 보이는 채권요인 두 가지이다. 이는 국고채 5년물과 CD 91일물 수익률간 차이, 회사채 BBB 3년물과 회사채 AA- 3년물 수익률간 차이이다.

4) GSC(Generalized Style Classification)의 상세한 분석 산식은 뒤에 <부록>에 첨부하였다.

펀드로 공표한 펀드들은 타 펀드에 비해 공표 스타일을 유지하는 경우가 많게 나타났다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 횡단면 분석법으로 스타일 분류를 시도한 선행연구에 대해 살펴본다. 제 3장에서는 분석 방법론 및 사용변수에 대해 설명하고, 제 4장에서는 본 논문의 이용자료에 대해 설명한다. 제 5장에서는 GSC의 세 가지 방식 및 기타 분류법에 의한 스타일 분류결과를 제시하고, 제 6장에서는 국내 주식형펀드의 투자자 설명서상에 공표된 스타일과 다르게 운용되는 스타일 미준수 사례에 대해 분석한다. 마지막으로 제 7장에는 본 연구의 요약 및 결론을 제시한다.

## 2. 선행연구

### 2.1 해외연구 사례

Brown and Goetzmann(1997)은 시계열 및 횡단면 분석으로 펀드 스타일을 구분하는 GSC 방식을 제안하였는데, 동 GSC 방식은 본 논문의 실증 분석의 기준이 되는 방법론이기도 하다. Brown and Goetzmann(1997)은 1976년부터 1994년까지 미국 주식형 뮤추얼 펀드 자료를 바탕으로 Sharpe 모형과 일반화 군집분석모형을 결합한 GSC 방식으로 스타일 분석을 시도하였다. 동 논문의 실증분석 결과를 살펴보면 첫째, 분석대상 펀드 2,283개 중에서 성장형(growth) 펀드와 성장/이익형(growth/income) 펀드 수는 각각 741개, 391개로써 가장 많은 비중을 차지하였는데, 이는 미국 시장에서 대부분의 펀드매니저들이 성과가 우수한 것으로 보고된 성장형 및 성장/이익형 스타일에 집중하였기 때문이다. 둘째, 성장 추종 특성이 강한 GSC 군집의 펀드들은 S&P500 수익률에 대해 0.67을 상회하는 높은 민감도를 나타냈다. 셋째, GSC 군집의 스타일과 Morningstar에서 발표한 15개 펀드 스타일간의 교차분류를 시행한 결과, 양 스타일간에는 다소의 차이가 존재하는 것으로 나타났다. 이는 펀드매니저가 운용 스타일을 공표한 이후 실제 운용시에는 다른 스타일로 변모시키는 경우가 많았기 때문이다. 국내펀드를 대상으로 분석한 본 논문에서도 펀드의 스타일 준수율이 낮은 결과는 동일하게 관측되었다. 넷째, GSC 방식, Sharpe 모형 및 주성분 분석(principal component analysis) 등의 방법론 중에서 GSC 방식이 펀드 수익률에 대한 횡단면 설명력이 가장 높은 것으로 나타났다. 즉 각 스타일 군집을 더미변수로 하고 펀드 미래 수익률을 종속변수로 하는 횡단면 회귀분석 결과, GSC 군집으로 추정된 회귀식의 평균 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ )값이 0.298로 가장 높았다. 이는 GSC 방식으로 설정된 군집은 펀드 수익률에 내재된 정보를 가장 잘 묘사한다는 근거로써 스타일 분류 관점에서의 GSC 방식 우수성을 대변한다. 본 논문에서도 Brown and Goetzmann(1997)의 결과와 마찬가지로 GSC 방법론의 상대적 우수성을 확인할 수 있었으며, 동 결과는 국내펀드에 대한 GSC 방법론 적용의 유효성을 입증하는 근거이다.

Brown et al.(2001)은 1989년부터 1999년까지 미국 헤지펀드를 대상으로 GSC 방식에

의한 스타일 분석을 시도하였는데, 주요 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, GSC 군집이 여타 분류방식(주성분 분석)으로 형성한 군집보다 수익률 횡단면차이를 가장 잘 설명하는 것으로 확인되어, 본 논문의 GSC 방법론 적용에 대한 유효성을 다시 한번 확인할 수 있었다. 둘째, 군집 수 8개 및 5개를 기준으로 헤지펀드 스타일을 분류한 결과, 8개 군집의 경우가 군집별 스타일 정의 및 수익률 횡단면차이 설명에서 우수한 결과를 나타냈다. 즉 Brown et al.(2001)은 군집 수 결정에 있어서 수익률 횡단면 설명력 분석과 같은 정량적 부분 이외에도, 스타일 정의의 명확성과 같은 정성적 부분도 중요하게 간주하여야 함을 강조하였다. 본 논문에서 적용된 GSC-FF5 방식은 Brown et al.(2001)이 강조한 ‘정량적·정성적’ 부분에 대한 만족도가 상대적으로 높았다. 이에 본 논문의 실질적인 군집 수의 결정에 있어서는 실증분석의 정량적 결과와 정성적 결과를 동시에 고려하고자 하였다. 셋째, 매 2개년 동안 헤지펀드의 성과를 분석한 결과, 성과 지속성이 매우 낮은 것으로 나타났다.

Lajbcygier(2008)은 1976년부터 1995년 동안에 존속한 9,918개의 미국 active 주식형 뮤추얼펀드를 대상으로 GSC 방식에 의한 스타일 분석을 시도하였는데, 주요 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 1976년~1985년 동안 S&P의 기준으로는 40개 펀드 스타일이 존재하였지만, GSC 방식 적용 시에는 2개의 스타일 군집으로 분류하는 것이 적합한 것으로 나타났다. 이는 미국 시장에서 통용되는 스타일 기준에는 오류가 크다는 근거이며, ‘small-cap growth’와 ‘balanced growth’의 스타일로만 구분해도 대부분의 펀드 특성을 충분히 반영하는 것으로 확인되었다. 둘째, 1986년~1995년 동안 GSC 방식으로 스타일을 분석한 결과로는 5개 스타일 군집 분류가 가장 적합한 것으로 나타났다. 특히 8,145개의 펀드들이 GSC 방식으로 ‘international growth’라는 새로운 스타일로 분류되었는데, 이는 동 분석기간 동안 해외 고성장성 자산에 투자한 펀드들이 급증하였기 때문이다. 본 논문에서도 국내펀드의 군집 스타일을 일반적인 통용 스타일 외의 요인(채권 관련 스타일)으로도 묘사가 가능했음을 감안할 때, 국내외 시장에서 펀드의 공표된 스타일은 현실적인 스타일을 모두 반영하지 못함을 유추할 수 있었다.

Fung and Hsieh(1997)은 1987년~1995년 동안 CTA(Commodity Trading Advisor)에 의해 운용된 사모펀드 72개를 대상으로 주성분분석에 의한 스타일 분류를 시도하였다. Fung and Hsieh(1997)의 스타일 분류방식은 펀드 수익률의 횡단면적 변동성을 가장 잘 설명하는 주성분을 추출하고 펀드별 주성분 점수를 바탕으로 스타일을 분류하는 형태이다. 주요 실증분석 결과는 첫째, 첫 번째 주성분(first principal component)은 수익률의 전체 횡단면 변동성에서 36% 가량을 설명하는 것으로 나타났다. 둘째, 펀드별 주성분점수에 대한 기간간 평균 상관관계는 0.95를 상회하였다. 이는 추정시기에 무관하게 주성분의 스타일에 대한 높은 설명력이 유지된다는 근거로써, 주성분 분류방식이 펀드 수익률 내재정보를 잘 묘사한다는 반증이다. 셋째, 주성분을 대변할 수 있는 스타일 요인(style factor)을 설정하고 동 스타일 요인에 대한 펀드 노출도를 검증하였는데, 중도 해체된 펀드 중에서는 모든 요인에 대해 노출도 0.5 이하인 경우가 많았고, 지속운용된 펀드 중에서는 노출도 0.5 이상의

경우가 가장 많이 나타났다.

Davis(2001)는 1962년부터 1998년까지 미국 뮤추얼펀드 4,686개를 대상으로 Fama-French 3요인 모형에 의한 스타일 분류를 시행하였다. Fama-French의 HML 및 SMB를 기준으로 2차원 분류를 시행하였으며 동 연구의 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, Fama-French 3요인 모형 추정결과 평균  $R^2$ 가 0.95를 상회하였는데, 이는 Fama-French 3요인 모형이 펀드 스타일을 잘 설명한다는 것을 입증하는 결과이다. 둘째, 1965~1998년 동안에는 성장형 펀드가 가치형 펀드보다 0.36%p 높은 초과수익률을 나타냈다. 셋째, 소형 및 대형 펀드간 초과수익률 차이는 미미한 것으로 나타나, 기업규모 요인의 프리미엄 창출력은 낮은 것으로 분석되었다. 넷째, 1960년대 이후 1990년대 후반까지 미국펀드 대부분이 가치형보다 성장형 스타일에 집중한 것으로 나타났다. 다섯째, 미국펀드의 성과지속성은 성과 우수성 여부에 관계없이 매우 낮았다.

요약하자면 미국 시장에서도 대부분의 뮤추얼 펀드가 공표된 스타일과는 다르게 운용되는 사례가 많은 것으로 나타났으며, 이러한 스타일 변모 정책은 사후적으로 투자자의 신뢰 하락 및 성과 악화를 초래하는 결정적 요인이 되는 것으로 보고하고 있다. 또한 방법론적인 측면에서는 Brown and Goetzmann(1997)의 GSC 방식이 기존 스타일 방법론(Sharpe 모형/ 주성분 분석)보다 다양한 스타일에 대한 정의가 가능하고 펀드 기대 수익률의 횡단면 변동성에 대한 설명력도 높은 것으로 언급하고 있다.

## 2.2 국내연구 사례

국내문헌 중에서 펀드의 스타일 준수 여부에 대한 연구는 시도된 적이 없으나, 펀드의 스타일 및 지속성에 대해 분석한 사례는 일부 존재한다. 강장구, 이창준(2010)은 2001~2007년 동안의 국내 주식형펀드에 대해 스타일과 성과를 분석하였는데, 동 연구에서는 국내 주식형펀드 대부분이 대형/성장형 스타일에 집중되었음을 확인하였다. 또한 국내 주식형펀드는 시차가 지속되면서 스타일이 점진적으로 변모되는 것으로 확인되었다. 고봉찬 외 2인(2011)은 2002~2008년 동안의 국내 주식형펀드에 대해 Sharpe 모형으로 스타일과 지속성을 분석하였다. 동 연구에서는 대형/성장형 펀드의 스타일 지속성이 높고, 동 부류의 성과도 상대적으로 우수함을 확인하였다. 이인형(2006)은 2000~2006년 동안의 상장 주식들을 바탕으로 포트폴리오를 조합하여 실증 분석을 시행하였는데, 그 결과는 첫째, 중소형 포트폴리오가 대형 포트폴리오보다 높은 성과를 창출하였다. 둘째, 경기상황에 적합하게 포트폴리오의 스타일을 변모시키면 해당 포트폴리오의 수익률이 제고되는 것으로 나타났다.

그 동안 이루어진 국내펀드 스타일 관련 연구가 주로 Sharpe 모형에 근간하였던 반면에, 본 연구에서는 펀드의 시계열 및 횡단면적 행태를 동시에 반영하는 Brown and Goetzmann (1997)의 GSC 방식을 최초로 적용하였다는 점에 큰 차별성이 있다. 또한 GSC 방식을 적용

하여 국내펀드의 스타일 준수사례를 직접 검증한 점도 본 논문의 기여사항이라 하겠다. 즉 본 논문은 국내에서 처음으로 시도되는 GSC 방식의 차별적인 스타일 방법론을 바탕으로 다양한 펀드 스타일을 정의하였으며, 동 정의서를 근간으로 국내펀드의 공표 스타일 준수사례를 검증한 것이다. 또한 표면적으로 표출되지 않는 펀드의 스타일(채권 관련)에 대해서도 정의하였으며, 동 스타일 기준으로 펀드의 분류화 작업을 시행하였다.

### 3. 분석 방법론 및 변수 설정

Brown and Goetzmann(1997)의 GSC분류법은 1차적으로 시계열 회귀분석을 시행하여 펀드의 요인별 계수치를 추정하고, 계수추정치와 요인별 실측치를 결합한 기대수익률을 바탕으로 군집분석을 시행하는 방식이다. 본 장에서는 1차 시계열 회귀분석과 2차 군집 분석의 과정을 상세히 알아보되, 우선 시계열 회귀분석에서 Fama-French 5요인 모형을 설정한 배경부터 기술하고자 한다.

#### 3.1 Fama-French 5요인 모형 설정 배경, 계수치 추정 및 기대수익률 산출

1차 시계열 회귀분석 단계에서 사용된 산식은 다음의 식 (1)과 같은 Fama-French 5요인 모형이다.

$$R_{pt} - R_{ft} = \alpha_p + \beta_{p,M}(R_{mt} - R_{ft}) + \beta_{p,SMB}SMB_t + \beta_{p,HML}HML_t + \beta_{p,TERM}TERM_t + \beta_{p,DEF}DEF_t + e_t \quad (1)$$

상기의 식 (1)에서 TERM은 국고채 5년물과 CD 91일물 수익률간 차이 ( $KTB5_t - CD91_t$ ), DEF는 회사채 BBB 3년물과 회사채 AA- 3년물 수익률간 차이 ( $BBB3_t - AA3_t$ )를 나타낸다.

한편 Fama-French 5요인 모형을 설정한 배경을 살펴보면, Kim et al.(2012)은 한국 주식시장에서 거래되는 개별기업의 주식수익률에 대한 Fama-French 5요인 모형의 설명력이 주요 모형 중에서 가장 높다고 하였다. 유신익, 김동철(2012)은 국내 주식형펀드의 스타일 분석에서 Fama-French 3요인(MKT, HML, SMB)에 term spread(기간구조 프리미엄)와 default spread(신용위험 프리미엄)가 포함된 Fama-French 5요인 모형이 가장 우수한 통계적/경제적 의미를 지닌다고 하였는데, 이에 대한 내용을 간략히 요약하면 다음과 같다. 유신익, 김동철(2012)의 모형 추정 결과, 국내 주식형펀드 수익률은 대체로 경기순환주기 변화에 민감하게 반응하는데 Fama-French 5요인 모형의 TERM과 DEF 요인은 경기순환주기 변화를 대용(proxy)하는 역할을 하는 것으로 분석되었다. 또한 TERM과 DEF 요인의 경기순환주기 변화에 대한 대용 역할은 경기수축시에 보다 강화됨을 확인하였다. 결론적으로 Fama-French 5요인 모형은 통계적뿐만 아니라 경제적 의미에서도 국내 주식형펀드 스타일 분석에 가장 적합함을 확인할 수 있었다(유신익, 김동철, 2012).



실증 분석에서는 상기에서 설정된 Fama-French 5요인 모형을 바탕으로 펀드의 과거 1~36개월의(매년 마다 이월하며 36개월을 설정) 수익률을 이용하여 시계열 회귀분석을 시행하고, 5개 요인에 대한 펀드별 계수추정치(factor loading)를 계산한다. 이후 상기의 5개 요인 계수추정치에 다음 12개월(즉, 37개월~48개월째)의 5요인 실측치를 대입하여 12개월치(37개월~48개월째) 월별 기대수익률(predicted expected return)을 계산한다. 이런 방식으로 모든 샘플펀드의 37개월~48개월째의 기대수익률을 계산한다.<sup>5)</sup>

### 3.2 J-평균 군집분석(J-means clustering analysis)에 의한 군집화 작업

펀드별로 주어진 월(month)에 다음 12개월치 월별 기대 수익률(expected return)을 정리한 후, 동 자료로 2차 군집분석을 실시한다. 2차 군집분석 단계에서는 J평균 군집분석(J-means clustering analysis)을 시행하는데 이는 12개월 각각의 시점(매월)별로 횡단면 행태가 가장 유사한 펀드끼리 군집화하는 형태이다. 1차 시계열 회귀분석으로 총 N개의 펀드 개체들이 각각 12개월치의 기대수익률을 보유하게 되는데 기대수익률 패턴이 유사한 펀드끼리 군집을 형성하도록 한다.<sup>6)</sup> 군집 형성 과정에서는 펀드의 12개월치 기대수익률과 군집의 평균 기대수익률 차이(error)를 계산하고 동 오차의 그룹내 제곱합(within-group sum of squares)을 계산한 후, 12개월치 오차 제곱합이 최소화(minimization)되는 국소점(local optimum)에서 군집을 결정한다.

펀드 기대수익률과 군집 평균 기대수익률간의 오차를 나타내는 산식은 아래의 식 (2)와 같다.

$$SSE_J = \sum_{j=1}^{N_J} \sum_{t=1}^T (\hat{R}_{jt} - \mu_{jt})^2 \quad (2)$$

식 (2)는 T차원(12개월)의 공간에서 펀드 j의 기대 수익률  $\hat{R}_{jt}$  와 해당 군집의 평균 기대 수익률  $\mu_{jt}$  (J군집의 t월 시점의 평균 기대수익률)간의 거리를 나타낸다. 즉 펀드 j의 t시점 기대수익률과 J군집의 평균 기대수익률간 차이의 제곱을, 전체 T주기에 대해서, 그리고 J군집내 전체펀드 수  $N_J$ 에 대해서 합산한 오차제곱합(SSE: Sum of Square Error)이다.

군집 J의 평균 기대수익률 추정시에는 펀드 j의 오차항의 이분산성 및 시가변성을 반드시 고려하여야 하기 때문에, 군집 J의 평균 기대수익률 추정시에 아래의 식 (3)과 같이 오차의 분산으로 표준화하는 가중최소제곱법(weighted least squares)을 사용하였다.<sup>7)</sup>

5) 펀드 수익률에 대한 시계열 회귀분석과 이를 이용한 기대수익률 산출에 대해서는 Grinblatt and Titman(1994), Sharpe(1966) 등의 연구를 참조하였다.

6) 매년 1월마다 이월하여 48개월을 선정하므로, 분석 대상 펀드 수는 매년도마다 달라지게 된다.

7) 군집분석의 상세한 방법론에 대해서는 Goetzmann and Susan(1995), Kianifard(1993), Kaufman and Rousseuw(1990) 등의 연구를 참조하였다.

일반화 군집분석법을 이용한 국내 주식형 펀드의 스타일 분석

$$\hat{\mu}_{jt} = \sum_{j=1}^{N_j} w_{jt} \hat{R}_{jt} \quad (3)$$

여기서 각 펀드의 기대수익률의 가중치는 다음과 같다.

$$w_{jt} = \left( \frac{1}{\text{Var}(\hat{e}_{jt})} \right) / \sum_{l=1}^{N_j} \frac{1}{\text{Var}(\hat{e}_{lt})} \quad (4)$$

여기서  $\text{Var}(\hat{e}_{jt})$ 는 펀드  $j$ 의 기대수익률( $\hat{R}_{jt}$ )을 계산하기 위해 사용된 시계열 회귀분석 식 (1)의 잔차에 대한 분산이다. 상기의 가중최소제곱법은 펀드 기대수익률을 오차의 분산으로 나누고 분산을 가중치로써 재척도화하여  $J$ 군집의 평균 기대수익률을 추정하는 일종의 GLS(Generalized Least Squares) correction 방식이다.<sup>8)</sup> 즉 GLS correction 방식은 오차항의 분산추정치로 관측치들을 재척도화함으로써 군집형성 과정에서 나타날 수 있는 펀드 수익률의 고변동성 영향을 최소화한다.

다음에서는 상기에서 계산된 오차제곱합을 바탕으로 군집분석 시행의 기본이 되는 ‘적정 군집수 산정’에 들어가게 된다.  $J$ 평균 군집분석( $J$ -means clustering analysis)에서는 적정한 군집의 수( $J$ )의 산정을 위해, 군집분리에 따른 SSE 증분이 최소화되는 ‘국소적 최적점(local optimum point)’을 탐색하는 것이 중요하다.<sup>9)</sup> 이는 SSE 증분의 최소화점에서 펀드 기대 수익률에 내재된 스타일 정보 손실이 가장 적기 때문이다. SSE 증분의 최소화점을 선택하는 데에 있어서는 다음과 같은 식 (5)의 pseudo  $t^2$ 를 기준으로 사용한다.

$$\text{pseudo } t^2 = B_{KL} / (W_K + W_L / N_K + N_L - 2) \quad (5)$$

여기서  $W_K = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{N_k} (\hat{R}_{kt} - \hat{\mu}_{kt})^2$ ,  $W_L = \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{N_l} (\hat{R}_{lt} - \hat{\mu}_{lt})^2$ ,  $B_{KL} = W_M = W_K = W_L$ 이다.

상기의 식 (5)에서  $W_K$ ,  $W_L$ ,  $W_M$ 은 각각 군집  $K$ ,  $L$ ,  $M$ 의 군집 내 오차제곱합(Within Group Sum of Square Error)을 의미하며,  $W_M$ 은 군집  $K$ 와  $L$ 을 군집  $M$ 으로 병합된 경우의 군집내 오차제곱합을 의미한다.  $B_{KL}$ 은 군집  $K$ 와  $L$ 로 나뉜 경우와  $M$ 으로 병합된 경우간의 총오차제곱합의 차이를 나타낸다.

이상의 개념들을 이용하여 계산된 pseudo  $t^2$ 는 군집  $K$ 와 군집  $L$ 로 분리하는 경우에 비해서 군집  $M$ 으로 통합될 경우에는 총오차제곱합이 얼마나 커지는지를 비율적으로 나타내게 된다. pseudo  $t^2$  값이 갑자기 특정 점에서 급격히 작아지면(최소 50% 가량) pseudo  $t^2$ 의 개념상, 더 이상의 군집분리는 의미가 없어진다. 즉 pseudo  $t^2$  값이 특정 군집 수에서

8) GSC는 K-means 군집분석을 기본으로 하되, 군집별 평균을 추정함에 있어서는 일반화 최소자승 추정법(GLS)을 사용하는 방식이다.

9)  $N$ 개의 개체 존재 시 1개의 개체만을 포함하는  $N$ 개 군집을 설정하는 경우 이외에는, 전체 최적점(global optimum point)을 도출하는 것이 현실적으로 불가능하다.

작아지는 것은 해당 점에서의 정보손실 정도(SSE의 크기를 의미)도 작음을 의미하는 것이고, 이에 해당 군집에서 추가 분리를 해도 큰 정보획득이 어렵다는 것을 내포한다.

한편 Brown et al.(2001)에 따르면, 일반적으로 펀드 스타일정보를 표출하는 군집을 결정하는 경우에는 8개 군집을 설정하는 것이 군집별 스타일 식별에 가장 타당한 것으로 보고되었다. 동 결과는 Sharpe(1992) 모형을 이용한 시계열 회귀분석 단계에서 총 8개의 벤치마크 지수가 독립변수로 도입되었을 때의 결과이다.<sup>10)</sup> 즉 GSC 방식의 시계열 회귀분석 단계에서 분별 가능한 독립적 스타일이 8개인 경우, GSC의 군집수도 최소 8개(8개 군집이 각각 서로 다른 8개의 스타일을 표출)가 필요하다는 것이다. 여기서 잠시 본 논문의 GSC 방식의 시계열 회귀분석 과정에서 식별 가능한 스타일 수를 언급하면 다음과 같다. 시계열 회귀분석 단계에서는 주식 요인 2개(HML/SMB)와 채권 요인 2개(TERM/DEF) 등 총 4개의 스타일 요인이 존재하고 상기의 4개 스타일 요인으로 8개의 독립적인 스타일 정의(요인별 factor loading이 큰 30%와 작은 30%의 두 가지)가 가능하다. 즉 본 논문에서 고려된 상호 독립적인 스타일이 총 8개임을 감안한다면, 논문의 GSC 방식으로 최소 8개의 군집은 서로 이질적인 스타일을 표출할 수 있을 것이다. 이에 본 논문에서는 최소 군집수 8개 이상 수준에서부터 pseudo  $t^2$  값이 작아지는 군집의 수를 탐색하고자 하였다. 2004년부터 2009년까지 매 연도의 12개월치 펀드 기대수익률을 바탕으로 군집분석을 시행한 경우의 pseudo  $t^2$  결과는 아래의 <표 1>과 같다.

<표 1> 군집수에 따른 pseudo  $t^2$  의 결과

본 표는 펀드의 12개월치 기대수익률 자료로 J 평균 군집분석을 시행한 경우에 대한 pseudo  $t^2$  결과를 나타낸다. 첫 번째 열은 해당 군집수를 의미하고, 두 번째 열부터 일곱 번째 열까지는 추정기간별 pseudo  $t^2$  결과를, 마지막 열은 전체 추정기간의 평균 pseudo  $t^2$  결과를 의미한다.

군집수	pseudo $t^2$						
	펀드 기대수익률을 이용한 군집분석 추정기간						
	2004년	2005년	2006년	2007년	2008년	2009년	전체평균
11	62.3	46.7	2.1	8.3	35.8	57.8	35.5
10	64.6	52.7	101.0	41.9	123.0	65.5	74.8
9	13.7	16.0	45.3	57.2	36.6	10.1	29.8
8	87.2	41.5	92.7	35.6	58.8	35.0	58.5
7	103.0	120.0	10.2	74.3	44.7	63.6	69.3
6	87.6	112.0	152.0	14.2	106.0	112.0	97.3
5	15.7	22.4	183.0	53.4	97.4	81.6	75.6
4	115.0	124.0	221.0	131.0	120.0	139.0	141.7
3	120.0	153.0	25.6	201.0	133.0	229.0	143.6
2	23.4	19.3	227.0	711.0	218.0	174.0	228.8
1	186.0	270.0	17000.0	31000.0	5040.0	262.0	8959.7

10) 8개의 벤치마크지수는 Large Growth, Large Value, Small Growth, Small Value, Ibbotson Long Term Government(30 day returns), MSCI Europe, MSCI Asia, MSCI Pacific total return indices 등이다.

<표 1>을 살펴보면, 군집 8개 이상에서 평균적으로 pseudo  $t^2$  값이 급격히 하락하는 경우는 군집을 9개로 분리한 경우(29.8)이다. 물론 2007년에는 군집 8개에서 pseudo  $t^2$  가 35.6, 군집 9개에서 pseudo  $t^2$  가 57.2로 다소 상승하지만, 나머지 5개 추정기간에서는 군집 9개에서 pseudo  $t^2$  값이 크게 하락하는 것으로 나타났다. 이에 본 GSC 분석에서는 군집 수 9개가 펀드 스타일 구분에 적절한 것으로 판단하였다.<sup>11)</sup>

### 3.3 펀드 기대수익률과 군집의 평균 기대수익률간의 관계

최종적으로 각 펀드가 소속되는 군집을 선택한 후에, 펀드의 기대수익률과 소속군집의 평균 기대수익률간의 관계(사후적인 개념)를 산식으로 표현하면 식 (6)와 같다. 식 (6)은 실증분석에 적용되지는 않지만, 군집의 평균 기대 수익률과 잔차를 바탕으로 펀드의 기대 수익률을 표현하는 수리적 관점의 식이라는 점에 의미가 있다.

$$\hat{R}_{jt} = \hat{\mu}_{jt} + e_{jt} \quad (6)$$

동 산식에 내재된 의미를 설명하면 다음과 같다. Fama-French 5요인 모형 추정 이후 5개 요인 계수추정치와 향후 12개월치의 요인별 실측치를 결합하여 산출한 펀드별 기대 수익률  $\hat{R}_{jt}$  는 군집분석에서 결정된 J군집의 평균 기대수익률  $\hat{\mu}_{jt}$  와 펀드별 오차  $e_{jt}$  의 합으로 표현이 가능하다. 즉  $\hat{\mu}_{jt}$  는 J군집에 속하는 펀드들의 5요인 계수추정치 평균과 요인 실측치 결합으로 산출된 평균 기대수익률인데,  $\hat{\mu}_{jt}$  는 군집별로 차별화되기 때문에  $\hat{\mu}_{jt}$  를 기준으로 군집간 횡단면 차이(cross-sectional differences)를 설명하는 것이 가능하다.

만일  $e_{jt}$  의 평균이 0이고 펀드 기대 수익률간 공분산도 0이라면, 군집별 평균 기대수익률  $\hat{\mu}_{jt}$  만으로 서로 다른 군집의 펀드 기대 수익률에 대한 설명이 가능하다. 요약컨데 GSC 분류법의 1차 시계열 회귀분석과 2차 군집분석으로 결정된 각 군집은 펀드 수익률의 시계열/횡단면 특성을 반영함으로써, 펀드 수익률에 내재된 동적/정적 스타일 특성을 모두 나타내게 된다.

한편 주요 스타일 분류법간의 횡단면 회귀분석 결과 비교(제 5.6절 참조)를 위해, 주성분분석에 의한 스타일 분류도 추가로 시행하였다. 주성분분석의 스타일 분류법은 Fung and

11) SSE 증분의 최소화점 탐색으로 선택되는 적정 군집 수에 있어 가장 최적의 점(global optimum point)을 찾는 것은 현실적으로 불가능하다. 특히 군집 스타일 정보를 차별화시키는 데에 있어 필요한 최소 군집수가 5개라는 Fung and Hsieh(1997)의 연구도 존재한다. 이에 본 논문에서는 국내펀드를 대상으로 군집수 5개부터 9개의 경우까지 모두 가정하여 군집 스타일을 정의해 보았으나, 군집 9개 이외에서는 정성적 측면에서의 군집의 스타일이 명확히 정의되지 않아 최종적으로 9개 군집을 설정하였다. 즉 본 논문에서는 군집 9개의 경우에서 Brown et al.(2001)이 강조한 ‘정량적 부분(통계적 결과)’과 ‘정성적 부분(군집 스타일의 명확성)’의 기준을 상대적으로 가장 잘 충족시키는 것으로 나타났다.

Hsieh(1997)이 시도한 방식으로써 주성분분석과 GSC 방식 모두 펀드 분류에서의 횡단면 기준 요인을 제공한다는 점에서 유사하다. 즉 주성분분석 분류법은 펀드 수익률 자료를 차원축약하여 설명력이 높은 주성분(principal component)을 도출하고, 주성분 점수를 기준으로 펀드를 분류하는 방식이다.<sup>12)</sup> 구체적으로 표현하면 우선 모든 펀드들의 기대수익률을 바탕으로 가장 높은 고유값(분산)을 지니는 주성분을 선택하고, 이후 펀드별 주성분점수를 크기 순으로 정렬하여 군집을 설정하는 형태이다(군집수는 GSC와 동일하게 설정).

#### 4. 연구의 자료

본 연구의 자료는 국내 공모형 주식형펀드(펀드 내 주식 편입비율이 60% 이상인 펀드)이며, 관련 자료는 제로인(주)에서 제공받았다. 채권 자료는 에프엔가이드(주)에서 제공하는 최종 호가 수익률이다. 금융투자협회의 간접투자기구분류 기준에 따르면, 주식형펀드를 ‘자산총액의 50~60%를 주식에 투자하는 펀드’로 정의하고 있다. 동 논문은 주식형펀드의 스타일 분류에 초점을 두고 있으므로 상기의 주식형펀드만을 분석 자료로 선택하였다. 펀드 수익률 선택 과정에서는 실제 펀드 운용이 이루어지는 ‘모신탁펀드’ 및 ‘일반펀드’만을 분석 대상으로 결정하였다. 즉 상기의 ‘모신탁펀드’와 ‘일반펀드’는 투자자들의 펀드 투자금으로 실질적인 펀드매니저의 운용이 이루어지는 포트폴리오이기 때문이다. 이에 반해 자펀드 혹은 중류형 펀드는 상위의 펀드에 투자하여 수익을 배분받고, 비용(수수료/보수)만을 개별적으로 책정하여 판매됨을 감안하여, 분석 대상에서 제외하였다. 즉 펀드매니저의 운용 전략과 스타일을 직접 확인할 수 있는 ‘모신탁펀드’와 ‘일반펀드’의 수익률만을 분석자료로 선정하였다. 그 외에도 Brown et al.(1992)이 지적한 생존편의(survival bias) 가능성을 제거하게 위해, 분석기간을 이연시키면서 분석대상 펀드의 범위를 확장하였다.

한편 펀드매니저의 일별 포트폴리오 rebalancing에 의한 스타일 추정 오류를 제거하기 위해, 주식형펀드의 월별 수익률 자료를 사용하였다. 이상의 기준을 바탕으로 본 연구의 추정 기간과 일치하는 자료를 최종적으로 선택하였다. 본 연구에서는 GSC 분석을 위해 2000년 1월부터 2010년 6월까지 매 5개년 동안 생존한 펀드들을 매년도 마다 이연 반복 설정하였다. 즉, Fama-French 5요인 모형으로 시계열 회귀분석을 하기 위한 최초 3년, 기대수익률 도출을 위한 다음 1년 및 표본 외 자료 검증(out of sample test)을 위한 마지막

12) 주성분(principal component)은 잠재변수(latent variable)의 일종으로써 주성분 분류법은 잠재 변수를 스타일 분류 요인으로 간주하고 펀드별 주성분점수를 기준으로 군집화하는 방식이다. 주성분분석과 GSC 방식 모두 펀드 분류에서의 횡단면 기준 요인을 제공한다는 점에서 유사한 형태라 할 수 있다. 본 연구의 주성분 분류법에서는 첫 번째의 설명력 높은 주성분을 사용하였는데, 이는 관측치에 대한 묘사력이 떨어지는 주성분을 추가할 경우 오히려 군집의 펀드 미래 수익률에 대한 설명력이 낮아질 수 있기 때문이다.

1년 등 총 5년 동안 생존한 펀드들을 선택하였다.<sup>13)</sup> 매 연도 초를 기준으로 연도 마다 이연 반복하면서 2001~2005년 동안에 생존한 575개의 펀드, 2002~2006년 동안에 생존한 487개의 펀드, 2003~2007년 동안에 생존한 401개의 펀드, 2004~2008년 동안에 생존한 328개의 펀드, 2005~2009년 동안에 생존한 368개의 펀드, 2006~2010년 동안에 생존한 512개의 펀드 자료를 최종 선택하였다.

## 5. 실증분석 결과

### 5.1 펀드자료 기초분석 결과

실증분석에서는 서론에 언급했듯이 1차 Fama-French 5요인 모형과 2차 군집분석이 결합된 GSC 분류법(이하 GSC-FF5)을 기준으로 하였다. 다만 시계열 회귀분석 모형 차별화에 따른 결과 차이 비교를 위해 다른 모형이 적용된 경우도 나열하였다. 즉 Fama-French 3요인 모형과 군집분석이 결합된 GSC 분류법(이하 GSC-FF3), 1차 분석 없이 실제 펀드 수익률만을 이용하여 군집분석을 시도한 GSC 분류법(이하 GSC-raw) 등, 두 가지 GSC 방식에 따른 군집 분류 결과 및 군집별 스타일에 대해서도 살펴보았다. <표 2>는 이상의 세 가지 GSC 분류법으로 도출된 9개 군집(제 3.2절에서 결정된 군집 수)의 펀드 수익률 평균, 수익률 표준편차 평균, 펀드 수 및 순자산(이하 NAV)을 나타낸다.<sup>14)</sup>

추정기간별로 펀드들을 9개 군집으로 정리하고, 군집 1부터 군집 9에 해당되는 펀드들을 모두 pooling하여 기간별로 평균화(가중치는 각 기간에 생존한 펀드 수)된 특성치를 산출하였다. 예를 들어 6개 추정기간에서 설정된 군집 1에 속하는 펀드들이 모두 pooling되어, 최종적으로 군집 1의 특성을 대변하게 되는 것이다. 평균 수익률은 펀드 분류 작업이 종료된 매 연도말(예를 들어, 2004년 말, 2005년 말, 2006년 말, 2007년 말, 2008년 말, 2009년 말)을 기준으로, 이전 12개월에 대한 결과치이다. 수익률 산출시에는 펀드 규모 차이에 따른 고변동성 영향을 제거하기 위해, 펀드 NAV로 가중평균화(weighted average)하였다. 이후 매 4개 년도 동안 존속한 펀드 수로 가중평균하여 각 군집의 최종 수익률을 산출하였다. 표준편차는 펀드 분류 종료시점 이전 12개월의 수익률에 대한 표준편차를 의미하며, 산출방식은 수익률의 경우와 동일하다. 펀드 수는 각 군집별 소속 펀드 수를 모두 합한 것이며, NAV는 펀드당 평균 NAV를 의미한다.

---

13) 본 논문의 주 목적은 각 펀드들이 명시한 펀드 스타일과 실제 운용스타일이 얼마나 일치하는가를 검증하는 것이기 때문에, 본 논문이 사용한 방법론상 최하 5년 동안의 자료가 필요하다. 이럴 경우, 최소 5년 동안 생존한 펀드를 사용하여야 하기 때문에 생존편의(survival bias) 문제점이 존재할 수 있다. 그러나 펀드의 성과분석(fund performance analysis)이 주목적인 경우보다는 생존편의 문제는 덜 심각하다고 볼 수 있다.

14) 제 3.2절에서는 6개 추정기간별로 각기 다른 9개의 군집을 산출하였다. 하지만 본 결과부터는 6개 추정기간에서 동일한 군집 번호에 속하는 펀드들을 모두 pooling하여, 각 군집의 전체 특성을 파악한다.

〈표 2〉 GSC 군집별 수익률(%)/펀드 수/NAV 규모

본 표는 9개의 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집에 속하는 펀드들의 평균 수익률, 수익률 표준편차의 평균, 펀드 수 및 총 NAV 규모 등을 나타낸다. GSC(FF-5)는 GSC(FF-5) 방식으로 군집분류를 완료한 9개 군집에 대한 기초분석 결과이며, GSC(FF-3)는 GSC(FF-3) 방식으로 군집분류를 완료한 9개 군집에 대한 기초분석 결과이다. GSC(raw)는 GSC(raw)방식으로 군집분류를 완료한 9개 군집의 결과이다. 평균 수익률은 GSC 방식으로 펀드분류가 종료된 시점(2004년 말, 2005년 말, 2006년 말, 2007년 말, 2008년 말, 2009년 말)을 기준으로, 이전 12개월에 대한 평균 수익률을 의미한다. GSC 군집 소속 펀드의 수익률을 펀드별 NAV 규모로 가중평균화(weighted average)하고, 분석기간 동안 존재한 펀드 수로 최종 가중평균화하였다. 표준편차는 GSC 방식으로 펀드분류를 종료한 시점 기준으로 이전 12개월의 수익률 표준편차 평균을 의미하는데, 산출방식은 수익률의 경우와 동일하다. 펀드 수는 각 GSC 군집 소속 펀드의 총수를 의미하며, NAV 규모는 각 GSC 군집 소속 펀드의 평균 NAV 규모(Net Asset Value, 십억 원)를 의미한다.

	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
Panel A: GSC(FF-5)에 의한 분류										
평균 수익률	-0.2	6.4	44.9	40.9	1.5	-21.2	12.9	14.2	35.2	15.0
표준편차	24.9	18.9	15.5	21.6	15.5	23.3	19.6	40.4	25.3	22.8
펀드 수	474	331	519	164	93	90	436	280	284	297
NAV 규모	42.57	6.33	29.98	210.5	52.48	17.09	20.76	109.8	54.13	60.41
Panel B: GSC(FF-3)에 의한 분류										
평균 수익률	38.4	-14.1	11.6	13.9	44.5	25.8	21.0	-11.8	18.5	16.4
표준편차	25.6	27.6	24.3	35.2	14.4	25.8	24.2	30.0	25.9	25.9
펀드 수	110	152	173	315	237	465	405	183	631	297
NAV 규모	75.41	46.89	47.71	47.51	75.57	96.48	37.26	64.65	13.40	56.10
Panel C: GSC(Raw)에 의한 분류										
평균 수익률	15.3	27.5	18.8	40.7	35.7	9.9	17.0	14.4	-8.4	19.0
표준편차	30.3	28.3	28.6	21.8	18.5	23.2	25.6	25.1	36.2	26.4
펀드 수	27	433	197	262	167	86	796	345	358	297
NAV 규모	97.50	39.63	58.56	32.84	7.63	1.01	60.06	32.94	102.4	48.06

〈표 2〉의 결과에서 수익률 패턴을 살펴보면, GSC(FF-5)에서 최소 수익률을 나타낸 경우는 -21.2%를 기록한 군집 6이고 최고 수익률의 경우는 44.9%를 기록한 군집 3으로써 양 군집간의 평균 수익률 차이는 66.1%p로 나타났다. GSC(FF-3)에서는 군집 2의 -14.1%가 최소 수익률이고 군집 5의 44.5%가 최고 수익률로써 양 군집간 수익률 차이는 58.6%p로 나타났다. GSC(raw)에서는 군집 9의 -8.4%가 최소 수익률이고 군집 4의 40.7%가 최고 수익률로써 양 군집간 수익률 차이는 49.1%p로 나타났다.

즉 수익률 관점에서는 GSC(FF-5)의 군집간 특성이 가장 크게 구별됨을 확인할 수 있다. 한편 GSC(FF-5)의 수익률 표준편차 평균치는 22.8%p로써 GSC(FF-3)의 25.9%p와 GSC(raw)의 26.4%p에 비해 상대적으로 작게 나타났다. 군집별 펀드 수를 살펴보면, 각 군집당 평균 297개의 펀드가 포함된 것을 확인할 수 있다. 군집별 평균 NAV를 살펴보면, GSC(FF-5)에서는 펀드당 평균 604억 원의 NAV를 나타내고 GSC(FF-3)에서는 펀드당 561억 원의 NAV, GSC(raw)에서는 펀드당 481억 원의 NAV를 나타냈다.

## 5.2 펀드 스타일 비중을 기준으로 한 군집 스타일 정의

다음에는 Fama-French 5요인 모형 추정으로 펀드 스타일을 정의하고, 각 군집 내에는 어떠한 스타일이 가장 많은지를 확인한다. 이는 ‘군집별 스타일 정의’를 위한 1차 단계로써 이에 대한 분석 과정은 아래와 같다.

GSC(FF-5) 방식으로 9개 군집에 모든 펀드를 분류한 이후에 분류종료 시점(매 4개 년도말) 이전 36개월의 펀드 수익률로 Fama-French 5요인 모형을 재추정한다. 이후 펀드별 계수추정치(factor loading) 크기를 기준으로 스타일을 정의한다. 예를 들어 HML 추정계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 가치형/성장형으로 정의하고, SMB 추정계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 소형/대형으로 정의한다.<sup>15)</sup> 한편 TERM 추정계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 기간물 고민감형/기간물 저민감형으로 정의하고, DEF 계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 신용위험 고민감형/신용위험 저민감형으로 정의하여 총 8개의 스타일로 분류한다(Fung et al., 1996). 최종적으로 각 군집 내 펀드들은 8개 스타일 중에 어느 쪽의 비중이 높은지를 확인한다.<sup>16)</sup>

GSC(FF-3)와 GSC(raw)의 경우에는 Fama-French 5요인 모형 대신에 Fama-French 3요인 모형을 적용하여 군집별 스타일 비중을 계산한다. 즉 GSC(FF-3)와 GSC(raw)에서는 HML과 SMB 계수추정치에 의한 4개 스타일만이 정리되는데, 이상의 스타일 비중에 대한 전체 결과는 다음의 <표 3>과 같다.

<표 3>의 결과를 살펴보면, GSC(FF-5)에서 스타일별 비중은 평균 8.67%(High  $\beta_{SMB}$ )에서 12.30%(Low  $\beta_{SMB}$ )의 범위를 나타냈다. GSC(FF-3)에서는 15.92%(High  $\beta_{HML}$ )에서 16.41%(High  $\beta_{SMB}$ )의 범위를 나타내고, GSC(raw)에서의 비중은 평균적으로 최소 14.98%(Low  $\beta_{SMB}$ )에서 최대 18.10%(High  $\beta_{HML}$ )의 범위를 나타냈다.

각 군집의 스타일 비중의 최대/최소간 편차는 5%p 이내인 것으로 나타났는데, 이는 스타일별 비중만으로는 군집의 스타일을 정의하기 힘들다는 근거이다. 한편 군집별로 특정 스타일에 대한 최대비중과 최소비중 군집간 차이를 살펴보면 다음과 같다. GSC(FF-5)에서 군집 5에는 신용위험 고민감형(High  $\beta_{DEF}$ ) 펀드들이 20.71%의 비중을 차지하고 있고, 군집 9에는 신용위험 고민감형 펀드의 비중이 1.95%를 차지하였다. 즉 군집 5와 군집 9간에는 신용위험 고민감형 스타일 비중 차이가 18.76%p로 가장 크게 나타났는데, 이는 GSC(FF-5)에서 신용위험 고민감형 스타일에 관해 군집간 구분이 뚜렷함을 의미한다.

15) 다만 여기서 첫 번째 요인인 시장 초과수익률( $R_{mt}-R_{ft}$ ) 기준으로는 펀드 스타일을 분류(시장추종/시장역추종)하지 않았는데, 이는 일반적으로 국내 주식형펀드 대부분이 시장추종의 특성을 지니고 있기 때문에 동 요인으로 스타일을 분류하는 것은 큰 의미가 없기 때문이다

16) 펀드의 스타일 분류에 대한 상세 방법론에 대해서는 Arshanapalli et al.(2007), Chan et al.(2002), Christopherson(1995), Trzcinka(1995) 등의 연구를 참조하였다.



<표 3> GSC 군집별 펀드 스타일 비중(%)에 대한 교차분류표

본 표는 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집과 펀드 스타일별 비중(%)에 대한 교차분류표(cross-tabulation)이다. GSC(FF-5)는 GSC(FF-5) 방식으로 군집분류를 완료한 연말 시점 이전 36개월을 설정하여 Fama-French 5요인 모형을 재추정하고 군집별 스타일의 비중을 정리한 결과이다. 군집 내 펀드들의 추정 계수치(loading) 크기를 기준으로 상위 30%의 펀드에 대해서는 High로 구분하고, 하위 30%의 펀드에 대해서는 Low로 구분하였다. 각 스타일별 펀드 수를 추산한 뒤, 해당 군집의 전체 펀드 수로 나누어 스타일 비중을 산출하였다. GSC(FF-3)는 GSC(FF-3) 방식으로 분류된 군집별 펀드를 대상으로 Fama-French 3요인 모형을 추정하고 스타일 비중을 정리한 결과이며, 펀드 스타일 분류방식은 GSC(FF-5)의 경우와 동일하다. GSC(raw)는 GSC(FF-3)의 분석방식과 동일하나, 군집분석 과정에서 기대수익률이 아닌 실제 수익률(raw return)을 사용하였다는 점에만 차이가 있다. HML 계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 가치형/성장형으로 정의하고, SMB 계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 소형/대형으로 정의하였다. 한편 TERM 계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 기간물 스프레드 고민감형/저민감형으로 정의하고, DEF 계수치 상위 30%/하위 30% 펀드에 대해서는 신용위험 고민감형/저민감형으로 정의하였다.

	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
Panel A: GSC(FF-5)에 의한 분류										
High $\beta_{HML}$	9.88	11.43	11.18	16.36	6.16	8.00	3.52	11.96	0.92	8.82
Low $\beta_{HML}$	9.58	9.30	9.62	3.31	14.37	8.33	18.97	3.91	12.70	10.01
High $\beta_{SMB}$	12.34	6.57	10.91	17.52	5.60	1.00	4.07	10.48	9.50	8.67
Low $\beta_{SMB}$	7.88	11.22	10.70	6.61	14.74	20.67	13.01	13.06	12.83	12.30
High $\beta_{TERM}$	11.94	7.28	9.96	13.55	9.14	6.00	5.15	10.14	9.73	9.21
Low $\beta_{TERM}$	7.98	12.44	10.91	3.47	8.77	19.33	20.60	6.95	13.04	11.50
High $\beta_{DEF}$	6.82	14.86	11.92	13.72	20.71	17.67	5.96	6.49	1.95	11.12
Low $\beta_{DEF}$	11.94	8.39	6.57	7.44	3.17	8.00	12.74	13.55	14.99	9.64
Panel B: GSC(FF-3)에 의한 분류										
High $\beta_{HML}$	15.32	12.70	6.25	15.15	15.62	12.86	19.84	23.69	21.83	15.92
Low $\beta_{HML}$	11.49	18.25	21.13	18.34	20.75	17.68	13.50	6.06	17.81	16.11
High $\beta_{SMB}$	16.60	15.48	11.61	19.46	13.99	17.91	17.89	18.46	16.30	16.41
Low $\beta_{SMB}$	14.04	13.49	20.24	17.22	20.28	18.71	16.10	7.99	16.00	16.01
Panel C: GSC(raw)에 의한 분류										
High $\beta_{HML}$	34.55	13.58	20.00	19.87	7.33	16.03	17.46	13.91	20.21	18.10
Low $\beta_{HML}$	7.27	18.87	12.70	18.16	25.64	17.31	15.08	17.08	14.29	16.27
High $\beta_{SMB}$	18.18	15.50	23.51	23.50	8.42	16.90	16.62	15.14	13.94	16.86
Low $\beta_{SMB}$	7.27	21.15	11.08	12.39	21.98	11.54	17.18	13.56	18.64	14.98

다음에서는 <표 3>의 교차분류 결과를 바탕으로 GSC(FF-5), GSC(FF-3) 및 GSC(raw)의 9개 군집에 대한 스타일을 정리한다.<sup>17)</sup> 군집별 스타일 비중을 기준으로 스타일을 정의하는

17) 1차 정의(GSC 군집별 펀드 스타일 비중(%)에 대한 교차분류표)에 대한 정리표는 공간의 편의상 삭제하였으며, 이후 2차 정의(GSC 군집별 Fama-French 5요인(3요인) 계수치 추정치의 크기) 및 3차 정의(Fama-French 5요인(3요인) 수익률과 펀드 수익률 간 상관계수)에 대한 정리표 역시 생략한다.

방식은 다음과 같다. 우선 군집 내 펀드들의 스타일 비중이 전체 군집 평균을 상회하는 경우에는 해당 스타일이 강하게 표출되는 것으로 판단한다. 즉 군집 내 가치형(성장형) 펀드 비중이 9개 군집의 비중 평균을 상회하는 경우에는 HML 요인에 대해 High(Low)로 표기한다. 만일 특정 군집에서 가치형 및 성장형 펀드 비중이 9개 군집 평균치를 모두 하회하는 경우에 해당 군집의 가치형/성장형 특성이 뚜렷이 표출되지 않는 것으로 보고 공란으로 둔다.

### 5.3 Fama-French 5요인 모형 계수추정치 크기를 기준으로 한 군집 스타일 정의

다음에는 군집 내 개별 펀드를 대상으로 Fama-French 5요인 모형을 재추정하고, 펀드의 요인별(HML, SMB, DEF, TERM) 계수 추정치를 군집별로 평균화하여 스타일을 정의한다. 이는 ‘군집별 스타일 정의’를 위한 2차 단계로써 이에 대한 분석 과정은 아래와 같다.

우선 9개 군집에 모든 펀드를 분류한 이후에, 분류 종료 시점(매 4개년도 말) 이전, 36개월의 펀드 수익률로 Fama-French 5요인 모형을 재추정한다. 이후 각 펀드의 요인별 계수추정치들을 군집별로 평균화한다. GSC(FF-3) 및 GSC(raw)의 경우에는 Fama-French 3요인 모형의 2개 요인(HML, SMB)의 계수추정치들을 군집별로 평균화하는데, 이상의 요인별 계수추정치에 대한 전체 결과는 <표 4>와 같다.

<표 4> GSC 군집별 Fama-French 5요인(3요인) 계수추정치의 크기

본 표는 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집 내 펀드들에 대해서 Fama-French 5요인(3요인) 모형으로 추정한 요인별(HML, SMB, TERM, DEF) 계수 추정치의 평균을 나타낸다. GSC(FF-5)는 GSC(FF-5) 방식으로 분류된 군집별 펀드를 대상으로 군집분류 완료시점(매 4개년도) 이전 36개월 동안 Fama-French 5요인 모형을 재추정한 결과이다. GSC(FF-3)는 GSC(FF-3) 방식으로 분류된 군집별 펀드를 대상으로, 군집분류 완료시점 이전 36개월 동안 Fama-French 3요인 모형을 재추정한 결과이다. GSC(raw)는 GSC(FF-3)의 분석방식과 동일하나, 군집분석 과정에서 기대수익률이 아닌 실제 수익률(raw return)을 사용하였다는 점에만 차이가 존재한다. 한편 ‘평균’으로 기록된 항목은 군집별 계수 추정치를 최종적으로 단순평균한 값이다.

GSC(FF-5)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	-0.020	-0.025	0.350	-0.045	0.031	0.002	0.239	0.004	0.022	0.062
SMB	-0.020	0.008	0.151	-0.054	0.090	0.150	0.059	0.028	-0.024	0.043
TERM	0.665	0.738	-1.321	-0.079	3.606	1.782	2.309	0.690	0.465	0.983
DEF	-0.450	-0.269	1.715	-0.392	-3.428	-0.602	-1.198	-0.230	-0.594	-0.605
GSC(FF-3)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	0.031	-0.005	0.643	0.012	0.032	0.223	0.254	-0.031	-0.005	0.128
SMB	0.084	0.049	0.391	0.02	0.04	0.12	0.15	0.008	-0.026	0.093
GSC(raw)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	-0.109	0.024	0.018	0.018	0.033	2.772	0.119	0.021	-0.001	0.322
SMB	-0.040	0.006	0.011	-0.012	0.008	1.718	0.068	0.003	0.060	0.202

<표 4>에서 GSC(FF-5) 전체 군집의 요인별 계수 추정치 평균을 살펴보면 다음과 같다. HML 계수 추정치의 전체 군집 평균은 0.062, SMB 계수 추정치의 전체 군집 평균은 0.043, TERM 계수 추정치의 전체 군집 평균은 0.983, DEF 계수 추정치의 전체 군집 평균은 -0.605로 나타났다.

다음에서 <표 4>의 군집별 Fama-French 5요인(3요인) 계수 추정치 크기를 기준으로 GSC(FF-5), GSC(FF-3) 및 GSC(raw)의 9개 군집에 대한 스타일을 정리한다. 예를 들어 특정 군집의 요인별 계수추정치 크기가 전체 군집 평균을 초과하면 High로 정의하고, 전체 군집 평균 미만이면 Low로 정의한다.

#### 5.4 개별 요인과 펀드 간의 상관관계를 기준으로 한 군집 스타일 정의

다음에는 펀드 수익률과 Fama-French 5요인 모형의 개별 요인간의 상관계수를 기준으로 GSC 군집 스타일을 정의한다. 즉 Fama-French 5요인 모형의 개별 요인(HML, SMB, TERM, DEF)을 특정 포트폴리오 수익률로 간주하고, 동 포트폴리오 수익률과 펀드 수익률간의 상관관계를 확인하여 군집 스타일을 정의한다. 이는 ‘군집별 스타일 정의’를 위한 3차 단계로써 분석 방식은 다음과 같다.

<표 5> 개별 요인과 펀드 수익률간의 상관계수 추정치

본 표는 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집내 펀드의 월별 수익률과 Fama-French 5요인 모형에 포함되는 개별요인(HML, SMB, TERM, DEF) 간의 상관계수를 산출하고, 각 군집에 대해 단순평균화한 결과이다. 상관계수 추정기간은 군집분류를 완료한 연말시점 이전 24개월로 하였으며, 펀드별로 동일시점(corresponding date)의 상관계수치를 구하였다. 동 작업은 펀드와 개별 요인간의 상관계수 도출을 통해 펀드의 특정 요인에 대한 투자방향성(position)을 직접 확인하는 과정이다. 전체 군집의 요인별 상관계수 평균치를 기준으로 두었을 때, 기준치보다 높은 양(+의 상관계수 추정치를 지니는 군집은 해당 요인에 대해 추종투자(trend-chasing approach) 특성을 지니는 것으로 볼 수 있다. 반면에 평균치보다 낮은 음(-의 상관계수 추정치를 지니는 군집은 해당 요인에 대해 역투자(contrarian approach)의 특성을 지니는 것으로 판단할 수 있다. GSC(FF-5)에서는 HML, SMB, TERM, DEF의 4개 요인을 기준으로 평균 상관계수값을 산출하였고, GSC(FF-3)와 GSC(raw)에서는 HML, SMB의 2개 요인을 기준으로 평균 상관계수 추정치를 산출하였다. 한편 ‘평균’으로 기록된 항목은 군집별 평균 상관계수 추정치를 최종적으로 단순평균한 값이다.

GSC(FF-5)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	0.14	0.03	0.14	0.03	0.16	0.01	0.15	0.03	-0.16	0.06
SMB	-0.16	-0.31	-0.32	-0.16	-0.24	-0.21	-0.22	-0.31	-0.31	-0.25
TERM	0.08	0.04	0.09	0.07	0.06	-0.20	0.05	0.07	-0.25	0.00
DEF	0.11	0.05	0.14	0.05	0.10	-0.23	0.08	0.01	-0.26	0.01
GSC(FF-3)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	0.11	0.11	0.02	0.12	0.26	0.11	0.17	0.11	-0.01	0.11
SMB	-0.21	-0.35	-0.31	-0.29	-0.38	-0.13	-0.09	-0.31	-0.26	-0.26
GSC(raw)	군집 1	군집 2	군집 3	군집 4	군집 5	군집 6	군집 7	군집 8	군집 9	평균
HML	0.08	0.14	0.11	0.21	0.09	0.10	-0.01	0.18	0.12	0.11
SMB	-0.22	-0.12	-0.18	-0.23	-0.12	-0.12	-0.30	-0.18	-0.38	-0.21

9개 군집에 모든 펀드를 분류한 이후에 종료 시점(매 4개년도 말) 이전 24개월의 펀드 수익률과 개별 요인간의 상관관계를 추정한다. 여기서 상관관계 추정기간을 36개월이 아닌 24개월로 제한한 것은 펀드의 개별 요인에 대한 가장 최근 민감도 변화를 반영하기 위해서이다. 최종적으로 펀드의 요인별 상관계수치를 군집별로 평균화한다. GSC(FF-3) 및 GSC(raw)의 경우에는 Fama-French 3요인 모형의 2개 요인(HML, SMB)의 상관계수치를 군집별로 평균화하며, 이상의 전체 결과는 <표 5>와 같다.

<표 5>에서 전체 군집의 요인별 상관계수 추정치 평균 값을 살펴보면 다음과 같다. GSC(FF-5)에서는 HML에 대해 0.06, SMB에 대해 -0.25, TERM에 대해 0.00, DEF에 대해 0.01로 나타났다. GSC(FF-3)에서는 HML에 대해 0.11, SMB에 대해 -0.26으로 나타났고, GSC(raw)에서는 HML에 대해 0.11, SMB에 대해 -0.21로 나타났다.

다음에서는 <표 5>의 개별 요인과 펀드간 상관계수 추정치를 바탕으로 GSC(FF-5), GSC(FF-3) 및 GSC(raw)의 9개 군집의 스타일을 정리한다. 군집별 상관계수 추정치로 스타일을 정리하는 방식은 다음과 같다. 전체 군집의 요인별 상관계수 평균치를 기준으로 두었을 때, 특정 군집의 상관계수 추정치가 동 기준치보다 높고 양(+ )의 값을 지니면 추종투자(trend-chasing approach) 특성이 강한 것으로 보고 High로 정의한다. 반면에 기준치보다 낮은 음(-)의 상관계수 추정치를 지니는 군집은 해당 요인에 대해 역투자 역투자(contrarian approach) 특성이 강한 것으로 보고 Low로 정의한다. 만일 특정 군집의 상관계수 추정치가 양(+ )의 값을 지니지만 전체 평균보다는 작은 경우에는, 해당 군집의 스타일 구분이 불명확한 것으로 보고 공란으로 둔다. 또한 특정 군집의 상관계수 추정치가 음(-)의 값을 지니지만, 전체 평균보다 큰 경우에도 스타일 구분이 불명확한 것으로 보고 공란으로 둔다.

### 5.5 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집별 최종 스타일 정의

다음의 <표 6>은 <표 3>의 GSC 군집별 스타일 비중 결과로 정리된 군집별 스타일, <표 4>의 GSC 군집별 Fama-French 5요인(3요인) 계수치 크기로 정리된 군집별 스타일, 그리고 <표 5>의 개별 요인과 펀드 간의 상관계수 추정치로 정리된 군집별 스타일을 최종적으로 종합하여 공통되는 스타일을 정리한 결과이다. 즉 각 GSC 군집별로 <표 3>에 대한 정리표, <표 4>에 대한 정리표, <표 5>에 대한 정리표(이상의 정리표는 본 논문에서는 공간상 삭제)상 동일한 스타일로 나타난 경우, 해당 군집이 관련 스타일을 강하게 표출하는 것으로 판단하고 최종적으로 군집 스타일을 정의한 것이다.

예를 들어 GSC(FF-5)의 군집 2는 <표 3>에 대한 정리표, <표 4>에 대한 정리표, <표 5>에 대한 정리표의 결과상 DEF 요인에 대해 모두 High의 결과로 정리된다. 이는 군집 2가 다른 군집에 비해서 강한 신용위험 고민감형 특성을 보유하는 근거로 볼 수 있으므로, 최종적으로 군집 2의 DEF 요인 특성을 High로 정의하였다. 다만 <표 3>에 대한 정리표, <표 4>에 대한 정리표, <표 5>에 대한 정리표 결과상, 특정 군집의 스타일 특성이 공통되지 않는

경우에는, 해당 군집의 스타일이 뚜렷이 표출되지 않는 것으로 판단하여 최종 정의표에서 공란으로 처리하였다. <표 6>은 최종적으로 GSC 군집별 스타일을 정리한 것이다.

<표 6> GSC 군집별 최종 스타일 특성 정의

본 표는 <표 3>의 스타일 비중 결과로 정리된 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집 스타일 특성, <표 4>의 Fama-French 5요인(3요인) 계수 추정치 결과로 정리된 GSC 군집 스타일 특성, 그리고 <표 5>의 요인/펀드간 수익률 상관계수 추정치 결과로 정리된 스타일 특성을 종합한 결과이다. 즉 GSC 군집의 스타일 특성이 <표 3>~<표 5>의 정리표 결과에서 모두 동일하게 나타난 경우 해당 군집이 관련 스타일을 강하게 표출하는 것으로 판단하고 최종적으로 해당 군집의 스타일을 정의하였다. 즉 <표 3> 정리표, <표 4> 정리표, <표 5> 정리표 결과상 특정 군집이 HML 요인에 대해 모두 High로 정리된 경우에는 최종적으로 동 군집의 스타일을 'HML: High'로 정의할 수 있다. 만일 <표 3> 정리표, <표 4> 정리표, <표 5> 정리표 결과 특정 군집의 스타일 특성이 공통되게 나타나지 않는 경우에는, 해당 군집의 스타일 특성이 불명확한 것으로 판단하여 최종 정의에서 삭제하거나 공란으로 처리하였다.

GSC(FF-5) 기준의 군집별 스타일 정의					
GSC(FF-5)	군집 2	군집 3	군집 4	군집 8	군집 9
HML		High(가치형)			Low(성장형)
SMB				Low(대형)	Low(대형)
TERM					High(기간물 고민감형)
DEF	High(신용위험 고민감형)	High(신용위험 고민감형)	High(신용위험 고민감형)		
GSC(FF-3) 기준의 군집별 스타일 정의					
GSC(FF-3)	군집 4	군집 5	군집 7	군집 9	
HML			High(가치형)	Low(성장형)	
SMB	Low(대형)	Low(대형)			
GSC(raw) 기준의 군집별 스타일 정의					
GSC(raw)	군집 7			군집 9	
HML					
SMB	Low(대형)			Low(대형)	

<표 6>의 결과에서 보듯이, 스타일 정의가 최종적으로 이루어지는 군집은 GSC(FF-5)의 경우 5개로 가장 많았고, GSC(FF-3)에서는 4개로 나타났으며, GSC(raw)에서는 2개에 불과한 것으로 나타났다. GSC 방식별로 스타일 정의가 이루어지는 군집 수에 차이가 나는 것은 Fama-French 5요인(3요인) 모형에 포함된 요인 수가 다르고, 펀드 수익률에 내재된 정보의 묘사력도 각기 다르기 때문이다.

Fama-French 5요인 모형이 결합된 GSC(FF-5) 방식은 군집의 스타일을 다양하게 구분하고 펀드 수익률에 내재된 정보도 가장 잘 반영하는 것으로 분석된다. 반면에 GSC(FF-3) 방식에서 사용되는 Fama-French 3요인 모형은 스타일 구분 요인 수도 적고 스타일 예측

력이 상대적으로 낮기 때문에, GSC(FF-5) 방식보다 군집 스타일 정의 과정에서 다양성과 명확성이 떨어지는 것이다. 특히 Fama-French 5요인(3요인) 모형 결합 없이 실제 수익률만을 바탕으로 군집분석을 시행하는 GSC(raw)방식은 스타일 정의가 이루어지는 군집 수가 가장 적게 나타났다. 이상의 결과는 Brown et al.(2001)이 언급한 군집 스타일 정의의 정성적 측면(명확성/다양성)에서 GSC(FF-5) 방식이 가장 효율적임을 확인하는 근거이다. 정량분석의 측면에서 스타일 분류법의 효율성을 판단하는 내용에 대해서는 다음 절에서 다루도록 한다.

### 5.6 주요 스타일 분류법의 횡단면 회귀분석 결과

다음에서는 정량분석을 기준으로 주요 스타일 분류법의 효율성에 대해서 최종적으로 판단한다. Brown and Goetzmann(1997)에 따르면, 스타일 분류법의 효율성을 판단할 수 있는 결정적인 기준은 분류된 군집이 소속 펀드 수익률의 횡단면 분포를 얼마나 잘 설명하는지에 달려 있다고 한다. 즉 분류된 각 군집이 소속 펀드의 정보를 효율적으로 활용하고 있다면, 각 군집은 펀드 미래 수익률의 횡단면 차이에 대해서도 높은 설명력을 지녀야 한다는 것이다. 이에 Brown and Goetzmann(1997)의 방법론을 준용하여 표본 외 자료(out of sample)에서의 횡단면 회귀분석을 시행하였다. Brown and Goetzmann의 횡단면 회귀분석에서 독립 변수는 각 군집을 나타내는 더미변수(dummy variable)이고 종속변수는 다음 연도의 펀드 수익률이다.

한편 동 분석에서는 결과 비교를 위해 GSC의 세 가지 방식(GSC(FF-5), GSC(FF-3), GSC(raw))과 Fama-French 5요인 모형에 의한 스타일 분류, 그리고 주성분 분석에 의한 스타일 분류(Classification of Principal Component Analysis)에 의한 결과까지도 분석하였다.

세 가지 GSC 분류법과 주성분 분석에 의한 분류법의 횡단면 회귀식 설정 방식은 다음과 같다. GSC의 각 군집, 그리고 주성분 점수로 분류된 각 군집을 더미변수(dummy variable)화하여 독립변수로 취하고 소속 펀드의 향후 1년간 수익률을 종속변수로 취한다.<sup>18)</sup> 더미 변수 설정방식은 GSC 및 주성분분석의 분류상 9번째 군집을 기준으로 1번째 군집에 해당하면 dum1 변수를 1로 취하고, 마지막 8번째 군집에 해당되면 dum8 변수를 1로 취하는 식으로 총 8개의 더미변수를 설정하게 된다. 이는 9번째 군집을 기준으로 1군집~8군집의 미래 수익률 설명력 효과를 분석하는 방식으로써 이에 대한 산식은 다음의 식 (7)와 같다.

$$R_{jt+1} = \alpha_{jt+1} + \beta_{dum1}dum1_{jt} + \beta_{dum2}dum2_{jt} + \beta_{dum3}dum3_{jt} + \beta_{dum4}dum4_{jt} + \beta_{dum5}dum5_{jt} + \beta_{dum6}dum6_{jt} + \beta_{dum7}dum7_{jt} + \beta_{dum8}dum8_{jt} + e_{jt+1} \quad (7)$$

18) 2010년에 대한 표본외의 자료(out of sample) test에서는 자료의 제약으로 인해 6개월 동안의 수익률 자료가 사용되었다.

위 식 (7)에서  $R_{jt+1}$ 는 j펀드의 향후 1년간(1~4개년도 자료를 이용한 군집분석 종료 이후, 5번째 연도) 수익률을 의미하고,  $dum1_{jt} \sim dum8_{jt}$ 는 사전적으로 j펀드가 군집 1~군집 8 중에 어느 곳에 속하는지를 나타내는 더미변수이다. 만일 GSC의 각 군집이 펀드 미래 수익률의 정보까지 함축하고 있다면, 각 군집은 펀드 미래 수익률의 횡단면 분산에 대해 많은 부분을 설명할 수 있다. 즉 미래 수익률에 대한 횡단면 분산 설명력은 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ )의 크기에 비례하므로, 본 분석에서도 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ )의 크기를 기준으로 스타일 분류법의 효율성을 최종 판단하였다.

‘Fama-French 5요인 모형에 의한 스타일 분류법’에 대한 횡단면 회귀식 설정 방식은 다음과 같다. 과거 3년간 펀드 수익률 자료를 바탕으로 Fama-French 5요인 모형의 계수 추정치를 도출하고, 요인별(HML, SMB, TERM, DEF) 계수 추정치 크기를 기준으로 펀드 스타일을 분류한다. 이후 각 스타일 집단별로 더미변수를 취하는데, 더미변수 설명 효과에 대한 기준은 스타일이 존재하지 않는 집단이다. 즉 Fama-French 5요인 모형의 계수추정치 기준을 상위 30%/하위 30% 스타일 집단이 형성되는데, 스타일 분류 요인수가 4개(HMS, SMB, TERM, DEF)이므로 총 스타일 집단은 8개가 된다. 최종적으로 각 집단의 더미변수는 요인별 스타일이 미분류되는 집단(계수 추정치 기준으로 중위 40%펀드)대비 설명효과를 나타내는데, 이에 대한 산식은 다음의 식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned}
 R_{jt+1} = & \alpha_{jt+1} + \beta_{value} value_{jt} + \beta_{growth} growth_{jt} + \beta_{small} small_{jt} + \beta_{large} large_{jt} \\
 & + \beta_{hi\_term} hi\_term_{jt} + \beta_{lo\_term} low\_term_{jt} + \beta_{hi\_def} hi\_def_{jt} \\
 & + \beta_{lo\_def} low\_def_{jt} + e_{jt+1}
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

위 식 (8)에서  $R_{jt+1}$ 는 j펀드의 향후 1년간 수익률을 의미하고,  $value_{jt} \sim low\_def_{jt}$  등은 j펀드가 Fama-French 5요인 모형의 요인별 계수 추정치 크기상 어떤 스타일로 분류됐는지를 상징하는 더미변수이다. 예를 들어 특정 펀드가 가치형 스타일로 분류된 경우에는  $value_{jt}$ 를 1로 두고, 신용위험 저민감형으로 분류된 경우에는  $low\_def_{jt}$ 를 1로 두는 방식이다.

이상의 주요 5개 분류법(GSC(FF-5), GSC(FF-3), GSC(raw), Fama-French 5요인 모형에 의한 스타일 분류 및 주성분 분석에 의한 스타일 분류)에 대한 횡단면 회귀식 추정 결과는 다음의 <표 7>과 같다.

<표 7>의 펀드 분류방식별 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ ) 결과를 살펴보면 GSC(FF-5) 군집이 미래 수익률 횡단면 차이를 가장 잘 설명하는 것으로 나타났다. 물론 분석기간에 따라 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ ) 결과가 다소 다르게 나타났지만, 평균적으로는 GSC(FF-5) 군집의 설명력이 가장 높은 것으로 분석되었다. 즉 2006년, 2007년에는 GSC(FF-3)군집을 기준으로 추정한 회귀식의 수정결정계수(Adjusted  $R^2$ )이 각각 0.141, 0.422로써 5개 방식 중에서 가장 높게 나타나고, 2009년, 2010년에는 GSC(raw) 군집을 기준으로 추정한 추정한

회귀식의 수정결정계수(Adjusted R<sup>2</sup>)이 각각 0.511, 0.149로 가장 높게 나타났다. 하지만 연평균적인 수정결정계수(Adjusted R<sup>2</sup>)를 기준으로 할 때에는, GSC(FF-5)의 결과가 0.283으로써 GSC(FF-3)의 0.259, GSC(raw)의 0.249, Fama-French 5 Factor Model Classification의 0.149, Classification of Principal Component Analysis의 0.126보다 높은 것으로 분석되었다.

<표 7> 5개 분류법에 대한 횡단면 회귀분석식의 수정결정계수(Adjusted R<sup>2</sup>) 결과  
본 표는 5개 분류 방식의 군집을 바탕으로 펀드 수익률의 횡단면 회귀분석식을 추정한 결과이다. 5개 분류법으로 설정된 각 군집을 더미(dummy)변수로 취하고 펀드 연간 수익률을 종속변수로 설정한 뒤에, 횡단면 회귀식 추정을 통해 얻어진 Adjusted R<sup>2</sup> 값을 정리하였다. 종속변수로 설정된 수익률 자료는 군집분석 작업이 완료된 시점 이후의 1년간 수익률(out of sample)이며, 2010년의 경우에만 자료의 제약으로 6개월 수익률 자료가 사용되었다. GSC(FF-5), GSC(FF-3), GSC(raw)는 각각의 GSC 방식으로 분류된 9개 군집의 횡단면 회귀식 추정 결과이다. Fama-French 5 Factor Model Classification은 개별펀드를 대상으로 Fama-French 5요인(B/M, Size, TERM, DEF) 모형을 추정한 뒤에 계수치(factor loading)의 크기를 기준으로 8의 군집으로 분류한 경우에 대한 결과이다. 요인 계수치의 상위 30% 및 하위 30% 집단에 대해 2개의 스타일이 정의되는데, 스타일 분류 요인 수가 총 4개(R<sub>mt</sub>-R<sub>ft</sub> 제외)임을 감안하면 8개의 군집이 설정된다. 한편 Classification of Principal Component Analysis는 횡단면 분산 설명력이 가장 높은 주성분(Principal Components)을 추출하여 펀드별 주성분 점수를 1개의 축에 투영(projection)하고 점수 크기에 따라 9개 군집으로 분류한 경우의 결과이다. Fama-French 5 Factor Model Classification이외의 4개 분류방식(세가지 GSC분류, 주성분 분석 분류)에서는 마지막 9번째 군집을 비교 대상으로 하여, 8개의 더미(dummy) 변수를 설정하는 방식을 취하였다. 즉 펀드가 군집 dumi(i: 1~8)에 속하는 경우에는 dumi를 1로 두고, 그렇지 않은 경우에는 dumi를 0으로 설정하였다.

	GSC (FF-5)	GSC (FF-3)	GSC (raw)	Fama-French 5 Factor Model Classification	Classification of Principal Component Analysis
2005	0.167	0.142	0.128	0.117	0.086
2006	0.125	0.141	0.098	0.105	0.087
2007	0.395	0.422	0.340	0.291	0.131
2008	0.511	0.478	0.267	0.151	0.374
2009	0.443	0.291	0.511	0.152	0.055
2010	0.057	0.077	0.149	0.078	0.020
평균	0.283	0.259	0.249	0.149	0.126

결국 <표 6>과 <표 7>의 결과를 종합하면, 군집의 미래 수익률 설명의 ‘정량적 측면’과 군집 스타일의 명확한 정의의 ‘정성적 측면’에 대해 만족도가 높은 분류법은 GSC(FF-5) 방식이라 할 수 있다. 특히 Goetzmann and Peles(1997)는 펀드 스타일과 미래 성과간에는 높은 연관성이 있음을 강조하였는데, GSC(FF-5) 방식은 국내 시장에서도 효율성 높은 (펀드의 현재 스타일과 미래 수익률 패턴까지 동시에 고려하여 스타일을 추정하는) 분류법이 될 수 있음을 확인하였다.



## 6. 국내 주식형펀드의 스타일 미준수 사례 검증

### 6.1 펀드의 투자설명서상의 공표 스타일과 GSC 군집 스타일간의 상호비교

다음의 <표 8>은 국내 주식형펀드의 투자설명서상의 공표 스타일과 GSC(FF-5) 군집 스타일간의 상호비교를 통해, 펀드의 스타일 미준수 사례를 검토한 결과이다. 즉 펀드 투자설명서상 공표된 자체분류 스타일과 해당 펀드가 소속된 GSC(FF-5)군집 스타일을 상호비교함으로써, 국내펀드의 스타일이 정확히 지켜졌는지를 검토한 것이다.

<표 8> 국내펀드의 투자설명서상 공표된 스타일과 GSC 군집 스타일간의 상호 비교

본 표는 국내 주식형펀드의 투자설명서상에 공표된 자체분류 스타일과 GSC(FF-5) 군집의 스타일을 상호비교한 교차분류표이다. 한편 분석대상 펀드는 투자설명서에서 운용 스타일을 명확히 규정한 143개 중에서 주식 스타일이 정의되는 GSC 군집에 속하는 펀드 총 115개이다. 펀드 투자설명서상에 공표된 4개의 자체분류 스타일 기준은 가치형, 성장형, 대형 및 성장/대형이며, 동 펀드들이 속하는 GSC(FF-5) 군집을 교차적으로 표기하였다.

GSC(FF-5) 공표 스타일	군집 3 (가치형)	군집 8 (대형)	군집 9 (성장형/대형)	Total
가치형(Value)	10(40%)	13(52%)	2(8%)	25(100%)
성장형(Growth)	12(36%)	11(32%)	11(32%)	34(100%)
대형(Large)	11(23%)	21(44%)	16(33%)	48(100%)
성장형&대형	0(0%)	3(37%)	5(63%)	8(100%)
합 계(개)	33	48	34	115

스타일 미준수 사례를 검증하기 위해서는 스타일이 명확히 공표된 펀드자료를 확보하는 것이 중요한데, 국내펀드 중에서 투자설명서상 스타일을 명확히 기재한 경우는 매우 드물다. 즉 대부분의 펀드들이 투자설명서에, ‘성장스타일인면서 가치스타일을 동시에 추구’ 혹은 ‘대형종목을 주로 편입하되 경우에 따라서는 중소형종목을 편입’과 같이 불명확하게 공시하는 경우가 대부분이다. 또한 펀드의 실제 투자설명서상에는 채권 관련 스타일 분류가 적용되지 않는다는 점을 고려할 때, <표 6>에서 정리된 군집들을 비교 가능한 범위로 제한할 필요가 있다.

이에 본 연구에서는 투자설명서상에 스타일을 명확히 공시한 펀드만을 추출하여 최종적으로 143개의 펀드를 확보하였다. 이후 동 GSC 군집 중에서 주식 요인(HML, SMB) 관련 스타일만이 명확히 정의된 군집 3, 군집 8, 군집 9를 정리하고, 세 개의 군집에 속하는 펀드들만을 추출하였다. 이는 펀드의 자체공표된 스타일이 주식 관련 스타일로만 지정되어 있어, 비교 대상이 되는 GSC 군집도 주식 관련 스타일이 정의된 경우로만 간추리는 것이 합리적이기 때문이다. 이에 최종적으로 선정된 펀드는 115개였으며, 이후 GSC 군집의 스타일과 자체공표 스타일간의 상호 비교를 시행하였다. 분석대상 115개 펀드 중에서 투자설명서상에, 가치형으로 기록된 펀드는 25개, 성장형으로 기록된 펀드는 34개, 대형으로 기록된

펀드는 48개, 성장형/대형으로 기록된 펀드는 8개로 나타났다. 한편 GSC(FF-5) 군집의 스타일 특성을 재정리하면 가치형 특성이 강한 것은 군집 3이고, 대형 특성이 강한 펀드는 군집 8과 군집 9이며 성장형 특성이 강한 것은 군집 9이었다. 또한 성장형과 대형 특성이 모두 강하게 나타난 것은 군집 9로 정리되었다.

<표 8>의 결과를 살펴보면, 투자설명서상에 가치형으로 공표한 25개의 펀드 중에서 10개만이 군집 3에 해당되는 것으로 나타났다. 성장형으로 공표한 34개의 펀드 중에서는 11개가 군집 9에 해당되었고, 대형으로 공표한 48개의 펀드 중에서는 21개가 군집 8에 16개가 군집 9에 해당한 것으로 나타났다. 또한 성장형/대형으로 공표한 8개의 펀드 중에는 5개가 군집 9에 해당한 것으로 분석되었다. 즉 GSC 군집 스타일이 펀드의 실제 스타일을 최대한 반영하는(사후적인 스타일 변화까지도 반영하는) 방식임을 고려할 때, 대부분의 펀드가 최초 공표된 스타일과는 다르게 운용됨을 확인할 수 있다. 상기 결과를 재요약하면 다음과 같다.

가치형으로 공표한 펀드 25개 중에서는 40%(군집 3의 10개)만이 가치형으로 운용되었고, 성장형으로 공표한 펀드 34개 펀드 중에서도 32%(군집 9의 11개)만이 성장형으로 운용되었다. 반면에 대형으로 공표한 펀드 48개 중에서는 77%(군집 8의 21개, 군집 9의 16개)가 대형으로 운용되었고, 성장형/대형으로 공표한 8개의 펀드 중에서는 63%(군집 9의 5개)가 성장형/대형으로 운용되었다.

결국 GSC 군집 스타일을 실제 운용 스타일인 것으로 간주할 때, 국내펀드 중에서 공표 스타일을 준수하여 운용한 경우는 매우 적음을 확인하였다. 다만 대형 스타일로 공표된 펀드들의 경우에서만, 공표 스타일과 운용 스타일이 일치하는 비율이 상대적으로 높음을 확인하였다.

## 6.2 스타일 미준수 펀드의 공표 스타일과 Fama-French 5요인 모형 추정 스타일간 비교

본 장에서는 제 6.1절에서 실제 운용 스타일(GSC 기준)과 투자설명서상의 스타일간에 괴리가 있는 펀드를 대상으로, Fama-French 5요인 모형으로 추정할 시에는 어떠한 스타일로 확인되는지를 재검증하였다. 즉 다음의 <표 9>는 스타일 미준수 펀드의 과거 3년 수익률 자료로 Fama-French 5요인 모형을 재추정하여 스타일을 분류하는 경우(요인별 계수치 크기로 정렬하여 스타일을 분류하는 방식, 이하 FF5-type)에는 추정 스타일이 어떻게 나타나는지를 세부적으로 검토한 것이다.

<표 9>의 결과를 살펴보면 가치형으로 공표했지만 실제 스타일은 다른(GSC 기준으로 가치형이 아닌)것으로 분석된 15개 펀드 중, FF5-type 기준으로 가치형에 분류된 펀드는 8개로 나타났다. 성장형으로 공표했지만 실제는 다른 스타일(GSC 기준으로 성장형이 아닌)로 운용된 23개 펀드 중, FF5-type 기준으로 성장형에 분류된 펀드는 5개에 불과하였다. 대형으로 공표했지만 다른 스타일(GSC 기준으로 대형이 아닌)로 운용된 11개 펀드 중, FF5-type

기준으로는 2개만이 대형으로 분석되었다. 또한 성장형/대형으로 공표했지만 실제 스타일이 대형(GSC 기준으로 대형)에만 속하는 것으로 판명된 3개의 펀드 중에 FF5-type 스타일 상으로도 성장형/대형에 분류된 펀드는 전혀 없었다.

〈표 9〉 스타일 미준수 펀드의 자체분류 스타일과 FF5-type 스타일간의 상호비교

본 표는 국내 주식형펀드의 일반화 군집분석법(GSC)에 분류된 군집별 스타일을 기준으로 할 때에, 공표 스타일이 미준수된 것으로 나타난 펀드를 대상으로 FF5-type의 스타일을 재추적한 교차분류표이다. 즉 스타일 미준수 펀드들의 과거 3년 자료로 Fama-French 5요인 모형을 추정하였을 시에는, 어떠한 스타일로 분류되는지를 재검토한 것이다. 분석대상 펀드는 투자설명서에서 스타일을 공표했지만, GSC방식 기준으로는 실제 운용 스타일(GSC 기준)이 공표 스타일과 다르게 나타난 52개이다. 4개의 자체분류 스타일 기준은 가치형, 성장형, 대형 및 성장/대형이며, 동 펀드들에 대한 FF5-type 스타일(HML 및 SMB 관련 스타일)을 교차적으로 표기하였다.

FF5-type 요인	스타일 분류	가치형(25개)중, 미준수(15개)	성장형(34개)중, 미준수(23개)	대형(48개)중, 미준수(11개)	성장형&대형(8개)중, 미준수(3개)
HML 요인	가치형	8	12	8	3
	중간형	4	6	2	0
	성장형	3	5	1	0
SMB 요인	소형	5	10	8	2
	중간형	2	6	1	1
	대형	8	7	2	0
Total		15	23	11	3

〈표 9〉의 내용을 요약하면 가치형으로 공표한 펀드 총 25개 중에서 15개는 스타일 미준수로 판명되었지만, 그 중에서 8개는 과거 3년 동안 가치형 스타일에 집중했을 가능성이 높은 것으로 분석되었다. 또한 성장형으로 공표한 펀드 총 34개 중에서 23개는 스타일 미준수로 판명되었지만, 그 중에서 5개는 과거 3년 동안 성장형 스타일에 집중했을 가능성이 높게 나타났다. 대형으로 공표한 펀드 총 48개 중에서 11개가 스타일 미준수로 판명되었지만, 그 중에서 2개는 과거 3년 동안 대형 스타일에 집중했던 것으로 추정되었다. 성장형/대형으로 공표한 펀드 총 8개 중에서는 3개가 스타일 미준수로 판명되었고, 이 중에서 과거 3년 동안에도 성장형/대형추종 전략에 집중한 펀드는 전혀 존재하지 않았다.

〈표 8〉과 〈표 9〉의 결과를 종합하면 가치형으로 공표한 국내펀드 25개 중에서 18개(GSC상 10개, FF5-type상 8개, 스타일 준수 비율: 72%)가 실제로 가치형 스타일에 집중하였으나, 그 중에서 10개만이 가치형 스타일로 지속 운용되었음을 확인할 수 있다. 성장형으로 공표한 국내펀드 34개 중에서는, 16개(GSC상 11개, FF5-type상 5개, 스타일 준수 비율: 47%)가 실제로 성장형 스타일에 집중하였고, 그 중 11개만이 성장형 스타일로 지속 유지되었음을 판단할 수 있다. 대형으로 공표한 펀드 48개 중에서는 39개(GSC상 37개, FF5-type상 2개, 스타일 준수 비율: 81%)가 실제로 대형 스타일에 집중하였고, 그 중 37개만이 대형 스타일을 유지했음을 확인할 수 있다. 성장형/대형으로 공표한 8개의 펀드 중에서는 63%(GSC상 5개, 스타일 준수 비율: 63%)가 성장형/대형 스타일에 집중했던 것

으로 판단할 수 있다.

FF5-type 스타일을 기준으로 한 과거 운용 스타일 분류 결과와 GSC 군집 스타일을 기준으로 한 스타일 분류 결과를 기준으로 할 때, 다음과 같은 결론을 내릴 수 있다. 국내 펀드 중에는 최초로 특정 스타일을 공표하더라도 실제로는 다른 스타일로 운용되는 경우가 많은 것으로 나타났다. 특히 과거 일정 기간 동안에는 본래의 공표 스타일을 준수한 펀드라 하더라도 향후에는 점진적으로 스타일이 변모하여 공표 스타일에서 이탈되는 경우가 많은 것을 확인할 수 있다. 결국 이와 같은 사전적/사후적인 스타일 이탈은 해외펀드에 대한 연구결과와 마찬가지로 국내펀드의 스타일 미준수 가능성을 높이는 요인임을 확인할 수 있다(Fung et al., 1999; Wermers, 2012). 국내 시장에서 대형으로 출시된 펀드의 경우에는 스타일이 그대로 유지될 가능성이 상대적으로 높은 것을 확인할 수 있었다.

## 7. 요약 및 결론

본 논문에서는 펀드 수익률의 정보 활용도가 높고 미래 수익률의 횡단면적 특성을 가장 잘 설명하는 GSC(Generalized Style Classification) 방법론에 대해 살펴보고, 이를 기준으로 국내 주식형펀드의 스타일을 분석하였다. GSC 방법론 중에서 Fama-French 5요인 모형과 일반화 군집분석 방식이 결합된 GSC(FF-5) 분류법이, 군집을 가변수로 취하는 횡단면 회귀식에서 가장 높은 설명력을 나타냈다. 즉 동 방식은 펀드 월별 수익률에 내재된 정보를 가장 잘 묘사하고 펀드 미래 수익률 차이도 가장 잘 설명함으로써, 스타일 분석에 대한 ‘정량적 기준’과 ‘정성적 기준’을 동시에 충족함을 확인하였다.

한편 GSC(FF-5) 방식을 기준으로 국내 주식형펀드를 분류한 후, 실제 공표된 펀드 스타일과 상호 비교함으로써 국내펀드의 스타일 분류 정확성에 대해 검토하였다. 분석결과에 따르면 첫째, ‘성장형, 가치형, 대형, 소형’ 등과 같은 전통적 스타일을 기준으로 할 때, 자체공표 펀드 스타일이 실제 운용 스타일과 괴리를 보이는 경우가 많았다. 다만 국내펀드 중에서도 대형으로 출시된 펀드는 본래의 스타일이 유지될 가능성이 비교적 높은 것을 확인할 수 있었다.

국내 주식형펀드의 투자설명서상에 공표된 자체분류 스타일과 GSC(FF-5) 기준 스타일 간에 괴리가 존재하는 것은 국내 펀드매니저가 수익 극대화를 목적으로 투자스타일을 매 시점마다 변화시키기 때문으로 추정된다. 동 측면에서 펀드 수익률의 시계열/횡단면적 특성을 동시에 반영하여 스타일을 추정하는 GSC(FF-5) 방식은, 비정기적인 펀드 스타일 변화에 대해서도 감지 가능하고 스타일을 정확히 규명할 수 있는 분류법인 것으로 판단되었다.

GSC(FF-5) 방식은 펀드 분류 과정에서 펀드 수익률에 내재된 정보를 최대한 활용함으로써 스타일 미준수 및 통계적 오류의 가능성을 최소화하고, 실제 스타일을 가장 잘 반영하는 것이다. 또한 국내펀드는 특정 스타일보다는 다양한 스타일로 변형되어 운용되는 경우가

많은데, GSC 방식은 펀드의 다차원적 스타일 정의에도 유용히 활용될 수 있는 수단으로 판단되었다.

실제로 국내펀드 대부분이 운용과정 중에 스타일이 변모되어도 이에 대한 고지없이 기존 공표 스타일만을 기준으로 펀드의 성과를 평가하는 경우가 많다. 이는 펀드의 유사 스타일 대비 성과 측정에 오류를 유발할 뿐만 아니라, 투자자들의 펀드선택에도 잘못된 정보를 전달하는 요인이 된다. 결국 동 측면에서 GSC(FF-5) 방식은 국내펀드 분류 정확도를 높일 수 있는 유용한 분석법인 것으로 판단되며, 펀드 투자자들에게 합리적인 기준을 제공하는 수단이 될 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

- 강장구, 이창준, “Sharpe의 방법론을 이용한 한국 주식형펀드의 운용스타일 및 성과 분석”, 한국증권학회지, 제39권 제2호(2010), pp. 307-339.
- 고봉찬, 장욱, 최영수, “국내 주식형펀드의 스타일 분석과 활용”, 한국과생상품학회지, 제19권 제1호(2011), pp. 91-120.
- 유신익, 김동철, “국내 주식형 뮤추얼펀드의 스타일, 성과 및 시장예측 능력에 대한 분석”, 재무연구, 제25권 제3호(2012), pp. 409-450.
- 이인형, “국내 주식시장에서의 스타일 순환전략에 관한 소고”, 사회과학논집, 제21호(2006), pp. 129-152.
- Arshanapalli, B. G., L. N. Switzer, and K. Panju, 2007, Equity Style Timing: A Multi-Style Rotation Model for the Russell Large-cap and Small-cap Growth and Value Style Indexes, *Journal of Asset Management* 8, pp. 9-23
- Brown, S. J. and W. N. Goetzmann, 1997, Mutual fund styles, *Journal of Financial Economics* 43, pp. 373-399.
- Brown, S. J., W. N. Goetzmann, R. G. Ibbotson, and S. A. Ross, 1992, Survivorship bias in performance studies. *Review of Financial Studies* 5, pp. 553-580.
- Brown, S. J., W. N. Goetzmann, and J. M. Park, 2001, Careers and Survival: Competition in the Hedge Fund and CTA Industry, *Journal of Finance* 56, pp. 1868-1885.
- Carhart, M., 1997, On Persistence in Mutual Fund Performance, *Journal of Finance* 52, pp. 57-82.
- Chan, L., H. Chen, and J. Lakonishok, 2002, On mutual fund investment styles, *Review of Financial Studies* 15, pp. 1407-1437.
- Christopherson, J., 1995, Equity Style Classifications, *Journal of Portfolio Management* 21, pp. 32-43.
- Davis, J. L., 2001, Mutual Fund Performance and Manager Style, *Financial Analysts Journal* 57, pp. 19-27.
- Fabozzi, F., 2003, *Handbook of equity style management*, 3rd ed., John Wiley and Sons, Inc, Hoboken, New Jersey.
- Fama, E. F. and K. R. French, 1993, Common risk factors in the returns on stocks and bonds, *Journal of Financial Economics* 33, pp. 3-56.
- Fung, W. and D. A. Hsieh., 1996, Global Yield Curve Event Risk, *Journal of Fixed Income* 6, pp. 37-48.
- Fung, W. and D. A. Hsieh., 1997, Empirical Characterizations of Dynamic Trading

- Strategies: the Case of Hedge Funds, *Review of Financial Studies* 10, pp. 275-302.
- Fung, W. and D. A. Hsieh., 1999, Is mean-variance analysis applicable to hedge funds?, *Economics Letters* 62, pp. 53-58.
- Goetzmann, W. N. and N. Peles, 1997, Cognitive dissonance and mutual fund investors, *Journal of Financial Research* 20, pp. 145-158.
- Goetzmann, W. N. and S. Wachter, 1995, Clustering methods for real estate portfolios, *Journal of Real Estate Economics* 23, pp. 271-310.
- Grinblatt, M. and S. Titman, 1994, A study of monthly mutual fund returns and performance evaluation techniques, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 29, pp. 419-444.
- Kianifard, F., 1993, Applied Multivariate Data Analysis, Volume II: Categorical and Multivariate Methods, *Technometrics* 35, pp. 326-327.
- Kaufman, L. and P. J. Rousseeuw, *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*, Wiley, New York, 1990.
- Kim, S.-H., D. Kim, and H.-S. Shin, 2012, Evaluating asset pricing models in the Korean stock market, *Pacific-Basin Finance Journal* 20, pp. 198-227.
- Lajbcygier, P., 2008, A model of fund growth for managed futures: Evidence of managerial skill, *Journal of Investment Management* 6, pp. 1-13.
- Sharpe, W. F., 1988, Determining a fund's effective asset mix, *Investment Management Review* 2, pp. 59-69.
- Sharpe, W. F., 1992, Asset allocation: Management style and performance measurement, *Journal of Portfolio Management* 18, pp. 7-19.
- Sharpe, W. F., 1966, Mutual fund performance, *Journal of Business* 39, pp. 119-138.
- Trzcinka, C. A., 1995, Equity style classifications: A comment, *Journal of Portfolio Management* 21, pp. 44-46.
- Wermers, R., 2012, A matter of style: The causes and consequences of style drift in institutional portfolios, *Working Paper No. 12-04, University of Maryland*.
- Witkowski, E., 1997, Mutual Fund Misclassification: Evidence Based on Style Analysis, *Financial Analysts Journal* 53, pp. 32-43.

## 〈부 록〉

Brown and Goetzmann(1997)의 GSC(Generalized Style Classification) 분석 방식의 산식은 다음과 같다. GSC 방식은 일반적인 K평균 군집분석에 표준화 반복추정 과정 (standard iterative algorithm)을 가미한 형태라 할 수 있다. 식 (A1)을 기준으로 할 때  $Z_{it}$ 가  $i$ 와  $t$ 에 대해서 평균이 0이고, 분산이 1인 정규분포를 따른다면, 펀드 수익률  $R_{it}$ 와 군집 평균수익률  $\mu_{it}$ 의 관계에서 도출되는  $e_{it}$ 의 분산은 식 (A2)와 같이 표현될 수 있다.

$$R_{it} = \mu_{it} + e_{it}, \quad (A1)$$

$$\text{Var}(e_{it}) = \sigma_i \sigma_t Z_{it}, \text{Var}(e_i) = \sigma_i^2 E(\sigma_t)^2, \text{Var}(e_t) = \sigma_t^2 E(\sigma_i)^2 \quad (A2)$$

결국  $\sigma_i$ 와  $\sigma_t$ 는 횡단면 분포와 시계열 분포에서 도출되는 상호독립적인 표준편차라 할 수 있다. 또한  $\text{Var}(e_{it})$ 는  $\text{Var}(e_i) \times \text{Var}(e_t)$ 에 비례하며, 각 군집평균  $\mu_{it}$ 에 대한 일반화 최소 제곱(GLS) 추정치를 산출하기 위해서는  $\text{Var}(e_{it})$ 에 대한 추정이 선행되어야 한다. 즉 군집 분석에서 설정되는 군집들의 평균치를 일반화최소제곱(GLS) 방식으로 산출하면, 다음의 식 (A3)과 같이 표현된다.

$$\hat{\mu}_{it} = \frac{\sum_{i \in I} R_{it}}{\sum_{i \in I} \frac{1}{\text{var}(\hat{e}_i)}} \quad (A3)$$

여기서  $\hat{e}_{it} = R_{it} - \hat{\mu}_{it}$

$\hat{\mu}_{it}$ 는 모든  $t$ 에 대해서 계산된  $\text{var}(e_i)$ 를 바탕으로 군집평균 수익률  $\hat{\mu}_{it}$ 를 정규화한 추정치이다. GSC 방식에서는 설정된 군집에 새로운 개체(펀드)가 포함될 때,  $\hat{\mu}_{it}$ 를 재추정하게 된다. 만일 새로운 군집  $I_j$ 를 형성할 경우의 오차제곱합(SSE: Sum of Square Error)을 계산하면 다음의 식 (A4)와 같이 표현되며, 이를 기준으로 최종적인 군집수를 결정하게 된다.

$$SSE_j = \sum_{t=1}^T \sum_{I \in I_j} \sum_{i \in I} \frac{(R_{it} - \mu_{it})^2}{\text{var}(\hat{e}_i) \text{var}(\hat{e}_t)}. \quad (A4)$$



## Style, Intertemporal, and Cross-Sectional Analysis of Equity Mutual Funds in Korea\*

**Shin Ik You**

*Korea University*

**Dongcheol Kim\*\***

*Korea University*

### Abstract

This paper analyzes the style of equity mutual funds in Korea by using the generalized style classification (GSC) method that takes account into both intertemporal and cross-sectional characteristics of the funds. The GSC is a method of classifying funds by integrating time-series regression and clustering analyses, and it computes the expected returns of the funds and classifies the funds by clustering funds according to their characteristics. Thus, the GSC needs a factor model to compute expected returns. We find the following results. First, the GSC that is combined with the Fama and French 5-factor model (FF5) (1993) provides the best goodness-of-fit to verify fund styles and has the best predictive power for future fund performance. Second, the fund styles publicly announced by fund managers are much different from those classified by our model, GSC-FF5. However, large-sized funds tend to keep the styles consistent with those classified by our model.

*Keywords:* Generalized Style Classification; Fund Style; Fama-French 5-Factor Model; Clustering Analysis; Announced Fund Style

*JEL Classification:* G10, G14

---

\* We are grateful to Zeroin, Inc. for providing the data.

Kim was supported by the National Research Foundation of Korea Grant funded by the Korean Government (NRF- 2012-S1A5B1010341).

\*\* Corresponding Author. Address: Korea University Business School, 45 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, Korea, 136-701; E-mail: kimdc@korea.ac.kr; Tel: +82-2-3290-2606; Fax: +82-2-922-7220.