

공매도 제약, 포트폴리오 가중치, 그리고 주식수익률의 횡단면*

이 웅 기** (연세대학교)

초 록

본 연구는 1967년부터 2022년까지의 미국 주식시장 데이터를 활용하여 포트폴리오 제약하의 최적 포트폴리오 가중치를 실증적으로 분석한다. 연구의 주요 목표는 두 가지이다. 첫째, 포트폴리오 제약하 최적 가중치와 주식특성변수 사이의 관계를 살펴보고, 둘째, 포트폴리오 제약, 특히 공매도 제약이 이후 주식수익률과 어떤 관계를 갖는지 분석한다. 분석 결과, 공매도 제약 시나리오에서 양의 가중치를 받는 주식군은 0의 가중치를 받는 주식군에 비해 장기간 유의하게 낮은 수익률을 기록하는 것으로 나타났다.

[1] 서 론

본 연구는 포트폴리오 제약이 최적 포트폴리오 가중치와 주식수익률의 횡단면에 어떤 방식으로 반영되는지를 실증적으로 분석한다. 구체적으로 두 가지 질문을 다룬다. 첫째, 포트폴리오 제약의 유무에 따라 최적 포트폴리오를 구성하는 가중치가 주식특성변수와 어떤 관계를 갖는지 살펴본다. 둘째, 공매도 제약하에서 양의 최적 가중치를 받는 주식과 0의 최적 가중치를 받는 주식 이후 서로 다른 수익률 패턴을 보이는지 분석한다. 실증분석 대상은 1967년부터 2022년까지 미국 주식시장에 상장된 주식이며, 주요 포트폴리오 제약으로는 레버리지 제약과 공매도 제약을 고려한다.

레버리지 제약과 공매도 제약은 현대 금융시장에서

흔히 관찰되는 포트폴리오 제약이지만, 그 적용 범위와 강도는 정책, 규제 환경, 경제지표 등 금융시장 외부의 요인에 의해 지속적으로 변화한다. 따라서 금융시장 내부의 변수만으로 포트폴리오 제약의 강도를 측정할 경우, 제약의 외생적 변화를 충분히 통제하기 어렵다는 문제가 발생할 수 있다. 본 연구는 이러한 문제를 피하기 위해 제약의 실제 강도를 직접 측정하기보다, 두 가지 가상적 시장을 비교하는 접근을 취한다. 하나는 포트폴리오 제약이 없는 시장이고, 다른 하나는 특정 제약이 완전히 적용되는 시장이다. 각 시장에서 투자자는 주어진 제약 조건에 따라 최적 포트폴리오를 구성하며, 본 연구는 두 시장에서 산출된 최적

* 본 논문은 2026년 상반기 펀드평가 2사(한국펀드평가, 제로인)와 성균관대학교 자산운용연구센터의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 본 논문의 발전에 유익한 조언을 해주신 익명의 두 심사위원께 감사드립니다.

주제어: 공매도 제약, 최적 포트폴리오 가중치, 이례현상
JEL 분류기호: G12, D53, G11

** 연락담당 저자. 주소: 서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 경제학과, 03722; 이메일: w_lee@yonsei.ac.kr



가중치를 비교함으로써 포트폴리오 제약이 투자 의사 결정에 어떻게 반영되는지를 분석한다. 구체적으로, 포트폴리오 제약이 주식특성변수와 결합하여 최적 가중치에 어떤 차이를 만들고, 최적 포트폴리오의 평균-분산 효율성을 어떻게 변화시키며, 이후 주식수익률과 어떤 관계를 갖는지 검토한다.

이러한 접근은 포트폴리오 제약을 단순한 제도 변수나 대응치로 측정하지 않고, 제약이 반영된 최적 투자 의사결정의 결과를 계산하여 분석한다는 점에서 차별화된다. 기존 연구들은 레버리지 제약 및 공매도 제약이 투자자 행동과 자산가격에 미치는 영향을 이론적으로 설명하거나(Harrison and Kreps, 1978; Scheinkman and Xiong, 2003; Geanakoplos, 2010; Simsek, 2013), 이들 제약과 관련된 변수를 대응치로 활용하여 제약의 가격효과를 분석해 왔다(Figlewski, 1981; Nagel, 2005; Garleanu and Pedersen, 2011). 이와 달리 본 연구는 제약 자체를 직접 설명하거나 측정하는 데 초점을 두기보다, 제약이 투자자의 포지션 결정에 반영된 결과를 하나의 실증 변수로 활용한다.

이 접근의 또 다른 의미는 주식특성변수, 최적 가중치, 그리고 미래 수익률 사이의 관계를 순차적으로 검토할 수 있다는 점에 있다. 전통적인 횡단면 자산가격 연구는 주로 기업규모, 베타, 알파, 고유변동성과 같은 주식특성변수가 미래 수익률과 어떤 관계를 갖는지 직접 분석해 왔다. 본 연구는 먼저 이러한 주식특성변수가 제약하 최적 가중치와 어떤 관계를 갖는지

살펴보고, 이어서 그 가중치가 미래 수익률과 어떻게 연결되는지를 분석한다.¹⁾ 이를 통해 주식특성변수가 포트폴리오 제약하의 포지션 결정에 반영되고, 그 포지션 결정이 다시 이후 수익률과 연결될 수 있는 가능성을 검토한다.

본 연구의 핵심 실증 결과는 공매도 제약하에서 양의 최적 가중치를 받는 주식 이후 낮은 수익률을 보인다는 점이다. 공매도 제약하의 최적 가중치는 기업규모 및 CAPM 알파와 양의 관계를 보이고, 시장 베타 및 고유변동성과는 음의 관계를 보인다. 따라서 양의 최적 가중치를 받는 주식은 제약하 최적 포트폴리오에 포함되는 주식으로 해석될 수 있다. 그러나 이러한 주식군은 포트폴리오 구성 이후 1개월차부터 10년 차에 이르기까지 0의 가중치를 받는 주식군보다 낮은 수익률을 기록한다. 이러한 결과는 기업규모, CAPM 알파, 과거 수익률, 그리고 무제약 최적 가중치를 통제 한 후에도 비교적 강건하게 나타난다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 무제약 및 제약하 최적 포트폴리오 가중치를 계산하는 방법을 설명하고, 25개 규모-가치 포트폴리오를 이용하여 제약 유형별 최적 가중치의 기본적 특성을 살펴본다. 3장에서는 개별 주식 수준에서 제약하 최적 가중치와 주식특성변수 사이의 관계를 분석하고, 이어서 제약하 최적 가중치와 미래 수익률 사이의 관계를 포트폴리오 구성 후 월차별 수익률을 통해 검토한다. 마지막으로 4장에서는 주요 결과와 함의를 요약한다.

1) 투자자 포지션과 이후 수익률의 관계를 검토한 국내 연구로는 박진우(2014)를 참고할 수 있다.

[2] 최적 가중치의 계산과 예비적 분석

포트폴리오 최적화는 다양한 제약하에서 이루어질 수 있으며, 주어진 제약 조건 안에서 최대 평균-분산 효율성을 달성하는 것을 목표로 한다. 이 장에서는 먼저 제약이 없는 상황에서 최적 포트폴리오 가중치, 즉 무제약 최적 가중치를 계산하는 방법과 그 기하학적 정당성을 설명한다. 이어서 레버리지 제약과 공매도 제약이 존재하는 경우에도 동일한 직관을 유지하면서 최적 가중치를 계산할 수 있음을 보인다.

제약이 전혀 없는 시장에서 합리적 투자자가 구성할 최적 포트폴리오 가중치는 다음과 같은 회귀모형을 추정함으로써 계산할 수 있다.

$$a = \vec{c}' \vec{R}_t^0 + e_t. \quad (1)$$

여기에서 a 는 임의의 상수(양수), $\vec{R}_t^0 = \vec{R}_t - R_f \vec{1}$ 은 주어진 기저자산(basis asset)의 무위험 수익률(R_f) 대비 초과수익률(excess return) 벡터이다. 또한 $\vec{c}$ 와 e_t 는 각각 회귀모형의 기울기 계수와 잔차항을 나타낸다. 상수항을 포함하지 않는 이 회귀모형을 추정하는 것은 상수 a 를 초과수익률 공간 $\vec{c}' \vec{R}_t^0$ 에 직교사영(projection)하는 것과 같다.

상수 a 를 직교사영한 값 $\text{proj}[a | \vec{R}_t^0]$ 은 어떤 포트폴리오의 초과수익률로 해석될 수 있다.

$$R_{a,t}^0 = \text{proj}[a | \vec{R}_t^0] = \vec{c}' \vec{R}_t^0. \quad (2)$$

이 사영 포트폴리오를 a 라 명명하고, 그 수익률과 초과수익률을 각각 $R_{a,t}$ 와 $R_{a,t}^0 = R_{a,t} - R_f$ 로 표현한다. 식 (2)를 식 (1)에 대입하면 오차항은 다음과 같이 표현된다.

$$e_t = a - R_{a,t}^0 = (a + R_f) - R_{a,t}. \quad (3)$$

따라서 오차제곱평균은 다음과 같이 분해된다.

$$E[e_t^2] = \text{Std}[e_t]^2 + E[e_t]^2 = \quad (4)$$

$$\underbrace{\text{Std}[R_{a,t}]^2}_{x\text{-distance}} + \underbrace{\left((a + R_f) - E[R_{a,t}]\right)^2}_{y\text{-distance}}.$$

이 표현식은 평균-분산 공간(mean-variance space)에서 사영 포트폴리오의 x 축 및 y 축 위치 정보를 포함한다.

<그림 1>의 왼쪽 패널은 평균-분산 공간에서 오차제곱평균이 갖는 기하학적 의미를 보여준다. 두 점 $(0, a + R_f)$ 및 $(\text{Std}[R_{a,t}], E[R_{a,t}])$ 을 연결하는 직선을 빗변으로 하는 직각삼각형을 생각해 보자. 이 삼각형의 밑변은 $\text{Std}[R_{a,t}]$ 이고, 높이는 $((a + R_f) - E[R_{a,t}])$ 이다. 피타고라스의 정리와 식

(4)에 의해 빗변 길이는 $\sqrt{E[e_t^2]}$ 이고, 빗변 길이의 제곱은 오차제곱평균 $E[e_t^2]$ 과 같다. 그러므로 식 (1)의 회귀모형에서 오차제곱평균을 최소화하는 것은 평균-분산 공간에서 두 점 사이의 거리를 최소화하는 사영 포트폴리오 a 를 찾는 것과 같다. 이 사영 포트폴리오는 최소분산경계(minimum-variance frontier)에 놓이며, 최대 평균-분산 효율성을 달성한다.

최소분산경계에 위치한 사영 포트폴리오는 같은 경계에 위치한 무위험 자산과 접촉 포트폴리오(tangency portfolio)의 선형결합으로 복제될 수 있다. 본 연구의 관심은 이 접촉 포트폴리오의 가중치를 계산하는 데 있다. 먼저 사영 포트폴리오의 수익률을 다음과 같이 표현할 수 있다.

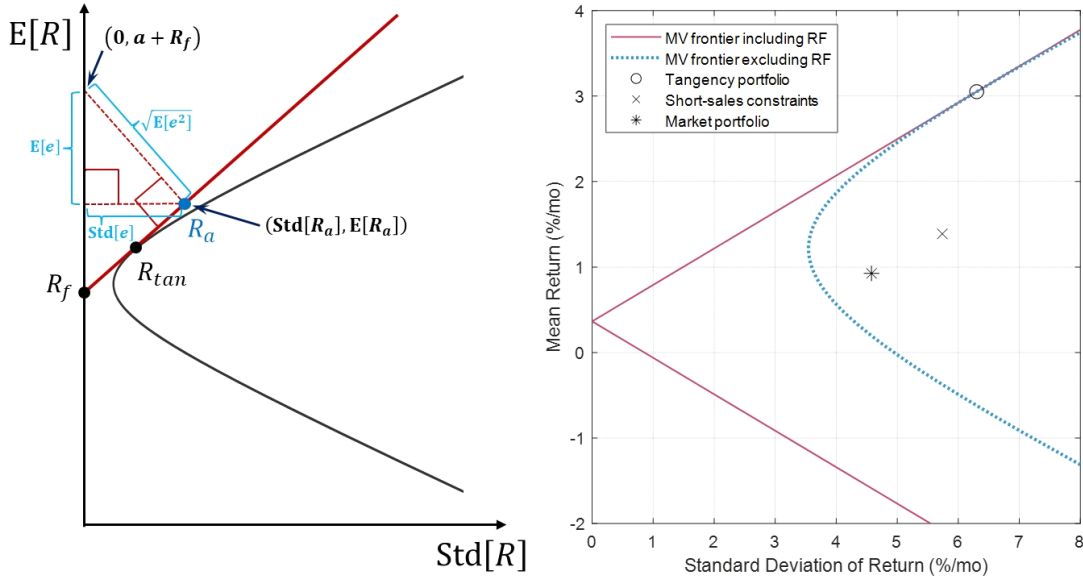
$$R_{a,t} = R_f + \vec{c}'(\vec{R}_t - R_f \vec{1}) = (1 - \vec{c}' \vec{1}) \times R_f + \vec{c}' \vec{1} \times R_{tan,t}. \quad (5)$$

첫 번째 등식은 식 (2)에서 도출되며, 두 번째 등식은 사영 포트폴리오가 무위험 자산(R_f)과 접촉 포트폴리오($R_{tan,t}$)의 결합으로 복제될 수 있음을 보여준다. 이 등식을 만족하는 접촉 포트폴리오의 수익률은 다음



〈그림 1〉 Minimum-Variance Analysis: 1967–2022

이 그림은 평균-분산 분석의 기하학적 의미와 제약하 최적 포트폴리오의 변화를 함께 보여준다. 왼쪽 패널은 회귀 모형 식 (1)의 오차제공평균이 평균-분산 공간에서 어떻게 해석되는지를 나타낸다. 여기에서 R_a 는 사영 포트폴리오의 수익률, R_{tan} 은 접축 포트폴리오의 수익률, R_f 는 무위험 수익률을 의미한다. 오른쪽 패널은 무제약 최적 포트폴리오(O)와 공매도 제약하 최적 포트폴리오(X)의 위치를 비교하며, 기준으로 시장 포트폴리오(*)를 함께 표시한다.



과 같이 계산된다.

$$R_{tan,t} = \vec{\omega}'_{tan} \vec{R}_t, \quad (6)$$

$$\vec{\omega}_{tan} = (\vec{c}' \vec{1})^{-1} \vec{c}. \quad (7)$$

여기에서 $\vec{\omega}_{tan}$ 는 위험 자산으로만 구성된 접축 포트폴리오의 가중치이며, 그 원소의 합은 1이 된다. 본 연구는 이 접축 포트폴리오를 무제약 시장에서의 최적 포트폴리오로 식별한다.

최적 포트폴리오를 식별하는 다른 대표적 방법으로는 투자자의 효용극대화 문제를 푸는 접근이 있다. 이 경우 최적 포트폴리오 가중치는 기저자산의 평균초과수익률 벡터($E[\vec{R}_t^0]$)에 비례하고, 수익률의 분산-공분산 행렬($\text{Var}[\vec{R}_t]$)에 반비례한다. 또 다른 접근은 확률적 가격결정 요인(stochastic discount factor)을 보상(payoff) 공간에 직교사영하여 최적 포트폴리오를 식별하는 것이다. 이 경우 최적 포트폴리오 가중

치는 기저자산, 즉 무위험 자산을 포함한 자산수익률의 2차 모멘트 행렬($E[\vec{R}_t \vec{R}_t']$)에 반비례한다. 이 두 접근은 각각 기대효용 이론(expected utility theory)과 무차익 원리(no-arbitrage principle)에 기반한 경제학적 접근이다. 표준적인 형태에서는 가격결정 오류가 없다고 가정하므로($\vec{\alpha} = \vec{0}$), 포트폴리오 구성 시점의 최적 가중치는 별도의 가격결정오류 항의 함수로 명시되지 않는다.

이와 달리 본 연구에서 사용하는 방법은 회귀모형의 오차제공평균을 최소화함으로써 평균-분산 효율성이 가장 높은 포트폴리오를 찾는다. 이 방법은 평균-분산 공간을 다루는 기하학적 접근이지만, 기대효용이 평균과 분산으로 표현될 수 있다는 점에서 기대효용극대화 와도 연결된다. 이 방법의 장점은 다양한 포트폴리오 제약하에서도 최적 가중치에 대한 수치적 해를 바로 계산할 수 있다는 데 있다. 예를 들어, 레버리지 제약이 적용된 시장에서는 식 (1)의 회귀모형에 단일 부등식

제약 조건 $\bar{c}'1 \leq 1$ 을 추가함으로써 최대 평균-분산 효율성을 달성하는 최적 포트폴리오를 식별할 수 있다. 반면, 공매도 제약이 적용된 시장에서는 다중 부등식 제약 조건 $\bar{c} \geq 0$ 을 추가하여 최적 포트폴리오를

식별할 수 있다. 두 제약이 모두 적용되는 경우에는 회귀모형에 두 제약 조건을 함께 부과하여 해당 제약하의 최적 포트폴리오를 계산한다.

〈표 1〉 Various Optimal Portfolio Weights: 1967–2022

이 표는 25개 규모-가치 포트폴리오를 기저자산으로 사용하여, 네 가지 제약 시나리오별 최적 포트폴리오 가중치를 계산한 결과를 보여준다. 네 가지 시나리오는 무제약(Unconstrained; 0개 제약), 레버리지 제약(Under leverage constraints; 1개 제약), 공매도 제약(Under short-sales constraints; 25개 제약), 그리고 결합 제약(Under short-sales and leverage constraints; 26개 제약)이다. 표에서 ME = 1부터 ME = 5는 기업규모 기준 5분위를 나타내며, 숫자가 클수록 규모가 큰 주식군을 의미한다. B/M = 1부터 B/M = 5는 장부가치 대 시장가치 비율 기준 5분위를 나타내며, 숫자가 클수록 가치비율이 높은 주식군을 의미한다.

	B/M = 1	B/M = 2	B/M = 3	B/M = 4	B/M = 5	Average	B/M = 1	B/M = 2	B/M = 3	B/M = 4	B/M = 5	Average
Unconstrained							Under leverage constraints					
ME = 1	-217%	88%	-25%	136%	97%	16%	-1126%	401%	-312%	608%	532%	21%
ME = 2	-2%	56%	13%	-25%	-54%	-2%	191%	315%	31%	-224%	-97%	43%
ME = 3	-78%	24%	-39%	22%	31%	-8%	-413%	228%	-399%	63%	244%	-55%
ME = 4	128%	-92%	-14%	20%	-5%	7%	657%	-328%	-41%	77%	98%	93%
ME = 5	70%	0%	51%	-109%	24%	7%	202%	-165%	116%	-682%	126%	-81%
Average	-20%	15%	-3%	9%	18%		-98%	90%	-121%	-32%	181%	
Under short-sales constraints							Under short-sales and leverage constraints					
ME = 1	0%	0%	0%	0%	56%	11%	0%	0%	0%	0%	100%	20%
ME = 2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ME = 3	0%	0%	0%	30%	15%	9%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ME = 4	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ME = 5	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Average	0%	0%	0%	6%	14%		0%	0%	0%	0%	20%	

〈표 1〉은 무제약 상태와 세 가지 제약 조건, 즉 레버리지 제약, 공매도 제약, 결합 제약을 각각 적용했을 때 계산된 최적 포트폴리오 가중치를 보여준다. 이 계산에 사용된 기저자산은 1967년부터 2022년까지 미국 주식시장에 상장된 주식으로 구성된 25개 규모-가치 포트폴리오이다. 이들 포트폴리오는 기업 규모(market equity; ME)와 가치비율(book-to-market equity ratio; B/M)에 따라 분류되며, 전체 투자기회 집합(investment opportunity set)의 횡단면에서 규모 및 가치 특성을 대표한다. 따라서 〈표 1〉은 25개 규모-가치 포트폴리오에 배분된 최적 가중치를 통해, 규모 및 가치 특성이 제약 유형별 최적 가중치와 어떤 통계적 관계를 갖는지 예비적으로 살펴보는 역할

을 한다.

분석 결과, 25개 포트폴리오의 규모와 가치는 무제약 최적 가중치(Unconstrained) 또는 레버리지 제약하 최적 가중치(Under leverage constraints)와 뚜렷한 관계를 보이지 않았다. 반면 공매도 제약이 적용된 경우에는 보다 분명한 패턴이 나타났다. 공매도 제약하 최적 가중치(Under short-sales constraints)는 기업규모가 가장 작고(ME = 1) 가치비율이 가장 높은(B/M = 5) 포트폴리오에 가장 크게 배분되었으며, 그 비중은 56%였다. 결합 제약하 최적 가중치(Under short-sales and leverage constraints)의 경우에는 해당 포트폴리오에 100%가 배분되었다. 이러한 패턴이 시장에서 안정적으로 관찰된다면, 공매



도 제약하에서 규모와 가치는 근사적인 투자지표로 활용하는 것이 가능하다.

계약 조건의 유형에 따라 최적 가중치의 구조적 특성도 달라졌다. 레버리지 제약이 적용된 경우, 즉 레버리지 제약 또는 결합 제약의 경우에는 최적 가중치가 극단적인 값으로 나타나는 경향이 관찰되었다.²⁾ 반면 공매도 제약이 적용된 경우, 즉 공매도 제약 또는 결합 제약의 경우에는 0%가 아닌 가중치를 배분 받는 기저자산의 수가 크게 줄어들었다. 구체적으로 전체 25개 포트폴리오 중 22개(88%)가 0%의 가중치를 받았고, 나머지 3개(12%)만이 양의 가중치를 받았다. 이는 공매도 제약 시나리오에서 양의 포지션을 받을 수 있는 기저자산의 범위가 크게 축소되고, 소수의 기저자산에 최적 가중치가 집중됨을 보여준다.

공매도 제약은 최적 포트폴리오의 평균-분산 효율성에도 큰 영향을 미쳤다. <그림 1>의 오른쪽 패널은 무계약 시나리오의 최적 포트폴리오와 공매도 제약이 완전히 적용된 시나리오의 최적 포트폴리오를 비교하

여 보여준다. 무계약 최적 포트폴리오(O)의 샤프비율은 0.427인 반면, 공매도 제약하 최적 포트폴리오(X)의 샤프비율은 0.178로 크게 낮아졌다. 모든 주식에 양의 가중치를 배분한 가치가중(value-weighted) 시장 포트폴리오(*)의 샤프비율은 0.123으로 나타났으며, 공매도 제약하 최적 포트폴리오의 샤프비율은 이보다 약간 높은 수준에 그쳤다.

이와 달리 레버리지 제약이 적용될 때에는 최적 포트폴리오의 샤프비율이 크게 변하지 않았다. 레버리지 제약 시나리오에서의 샤프비율은 0.377로, 무계약 상태의 0.427에 비해 0.050만 감소했다. 또한 공매도 제약과 레버리지 제약이 결합된 시나리오의 샤프비율은 0.174로, 공매도 제약만 적용된 경우의 0.178에 비해 0.004 감소하는 데 그쳤다. 이러한 결과는 평균-분산 효율성 측면에서 단일 부동산 제약인 레버리지 제약($\bar{c}'\bar{1} \leq 1$)의 영향이 다중 부동산 제약인 공매도 제약($\bar{c} \geq \bar{0}$)의 영향보다 상대적으로 제한적임을 보여준다.

[3] 최적 가중치의 시계열 분석

이전 장의 예비적 분석을 바탕으로, 이 장에서는 보다 확장된 표본을 사용하여 시간에 따라 변화하는 최적 가중치를 분석한다. 표본은 1967년부터 2022년까지 총 672개월 동안 미국 주식시장(NYSE, AMEX, Nasdaq)에 상장된 모든 개별 주식을 포함하며, 월별 횡단면은 평균적으로 2,285개 주식으로 구성된다. 본 연구는 60개월의 이동 기간(rolling window)을 사용하여 매월 개별 주식에 대한 최적 가중치를 계산한다. 따라서 각 주식의 최적 가중치는 시간에 따라 변하는 시계열 자료를 형성하며, 이는 이전 장에서 25개 규모-가치 포트폴리오만을 대상으로 고정된 표본기간의 최적 가중치를 계산한 것과 구별된다. 또한

횡단면의 크기가 커질수록 무위험 자산에 대한 단일 부동산 제약인 레버리지 제약이 최적 가중치에 미치는 영향은 상대적으로 작아지는 것으로 나타났다. 이에 따라 이 장에서는 다중 부동산 제약인 공매도 제약의 영향을 중심으로 분석한다.

그러나 평균 2,285개 주식 전체를 동시에 포함하여 최적 가중치를 계산하기 위해서는 이론적으로 횡단면의 크기를 충분히 초과하는 시계열 관측치가 필요하다. 본 연구에서 사용하는 60개월의 이동 기간은 이러한 요구를 충족하기에 충분하지 않다. 이 추정상의 한계를 보완하기 위해 본 연구는 25개 규모-가치 포트폴리오가 전체 투자기회 집합의 주요 체계적 위험을

2) 레버리지 제약은 무위험 자산에 대한 가중치가 0% 이상이 되도록 제한하며, 이는 위험 자산 전체의 합계 가중치가 100%를 초과하지 않도록 하는 조건과 같다. 이와 달리 공매도 제약은 각 위험 자산의 개별 가중치가 음수가 되지 않도록 제한한다.

상당 부분 대표할 수 있다는 점을 활용한다. 다음과 같은 요인 구조(factor structure)를 고려해 보자.

$$R_{i,t}^0 = \alpha_i + \beta_{i,1}\bar{R}_{1,t}^0 + \dots + \beta_{i,25}\bar{R}_{25,t}^0 + \varepsilon_{i,t}. \quad (8)$$

여기에서 $R_{i,t}^0 = R_{i,t} - R_f$ 는 개별 주식의 초과수익률을, $\{\bar{R}_{1,t}^0, \dots, \bar{R}_{25,t}^0\}$ 는 25개 규모-가치 포트폴리오의 초과수익률을 나타낸다. 분석 표본에서 이 요인 구조는 개별 주식 수익률 시계열을 평균 56.55% 설명한다. 개별 주식 수준에서는 고유위험이 남아 있기 때문에 이 설명력이 완전하지 않지만, 고유위험이 충분히 분산된 포트폴리오에서는 설명력이 크게 높아진다. 실제로 동일한 요인 구조는 시장 포트폴리오의 수익률 시계열을 99.88% 설명한다. 이는 25개 규모-가치 포트폴리오가 시장 전체의 체계적 위험을 집합적으로 잘 포착하고 있음을 보여주는 근거로 해석할 수 있다.

이러한 해석은 차익거래가격결정이론(APT)의 직관과도 연결된다. APT에서는 더 많은 주식으로 구성된 포트폴리오일수록 고유위험이 점근적으로 분산되어 사라지고, 체계적 위험이 포트폴리오 수익률을 설명하는 중심 요소가 된다고 본다. 최적 포트폴리오 역시, 제약하 최적 포트폴리오라고 하더라도, 평균-분산 효율성을 높이기 위해 고유위험을 상당 부분 분산하고 있을 가능성이 크다. 따라서 최적 포트폴리오의 주요 변동은 체계적 위험에 의해 설명될 것이며, 그 체계적 위험의 기저 공간은 25개 규모-가치 포트폴리오가 상당 부분 대표할 수 있다고 보았다. 이는 최적 포트폴리오가 25개 규모-가치 포트폴리오의 조합으로 가깝게 근사될 수 있음을 시사한다.

이러한 판단에 따라 본 연구는 다음과 같은 25+1 절차를 사용하여 개별 주식 수준의 최적 가중치를 근사한다. 먼저 25개 규모-가치 포트폴리오에 특정 개별 주식 하나를 추가하여, 총 26개 기저자산으로 구성된 최적화 문제를 설정한다. 그런 다음 최근 60개 월의 이동 기간, 즉 $t - 59$ 부터 t 까지의 수익률 자료를 사용하여 특정 월 t 에 대응하는 최적 가중치를 계산한

다. 계산된 26개 가중치 중 개별 주식에 배분된 가중치만 기록하고, 나머지 25개 규모-가치 포트폴리오에 배분된 가중치는 제외한다. 이 과정을 모든 개별 주식에 대해 반복하여 각 월의 전체 개별 주식에 대한 제약하 최적 가중치 자료를 얻고, 마지막으로 가중치의 합이 1이 되도록 정규화한다.

만약 25개 규모-가치 포트폴리오가 최적 포트폴리오를 충분히 가깝게 근사한다면, 25+1 구조에서 특정 개별 주식에 배분되는 가중치는 전체 투자기회 집합에서 해당 주식에 갖는 최적 가중치와 동일하거나 이에 비례하는 관계를 가질 수 있다. 이는 최적점에서 특정 대상을 한계적으로 추가할 때 최적화된 목적함수의 변화가 그 대상의 직접적 효과를 반영할 수 있다는 envelope theorem의 해석과도 연결된다.

다만 이 접근에는 몇 가지 유의할 점이 있다. 먼저 제약하 최적 포트폴리오에서 실제로 양의 포지션을 받는 주식의 수가 지나치게 적다면, 해당 포트폴리오에는 상당한 고유위험이 남아 있을 수 있다. 이 경우 25개 규모-가치 포트폴리오만으로는 제약하 최적 포트폴리오의 수익률을 충분히 설명하지 못할 가능성이 있다. 그러나 분석기간의 마지막 월을 기준으로 제약하 최적 가중치가 양수인 주식의 수는 1,238개로 나타났다. 때문에, 이 문제에 대한 우려는 비교적 제한적일 것이다. 또한 25+1 구조에서 추가되는 개별 주식은 25개 규모-가치 포트폴리오로 거의 완벽하게 설명된다면, 강한 선형종속 관계로 인해 가중치 추정치가 수치적으로 불안정해질 수 있다. 그러나 대부분의 개별 주식은 25개 포트폴리오를 통제된 후에도 상당한 고유위험을 가지므로, 이 문제 역시 실증분석에서는 크게 심각하지 않을 것으로 판단된다.

본 연구는 기업규모, 알파, 베타, 고유변동성을 투자자가 구성할 최적 포트폴리오 가중치와 관련될 수 있는 후보 변수로 상정한다. 자본자산가격결정 모형(capital asset pricing model; CAPM)에 따르면 최적 포트폴리오는 시장 포트폴리오이고, 포트폴리오 가중치는 각 주식의 시가총액에 비례한다. 따라서 CAPM이 완전하게 성립하지 않더라도, 기업규모는 최적 포트폴리오 가중치와 양의 관계를 가질 가능성이



〈표 2〉 Determinants of Optimal Portfolio Weights: 1967–2022

이 표는 무제약 및 공매도 제약하 시나리오에서 개별 주식의 특성과 최적 포트폴리오 가중치 사이의 관계를 분석한 결과를 보여준다. 설명변수는 기업규모($\ln ME$), CAPM 알파(α), 시장 베타(β), 고유변동성($IVol$)이며, 종속변수는 무제약 최적 가중치(ω) 또는 공매도 제약하 최적 가중치(ω^+)이다. 각 모형은 2단계 절차로 추정된다. 먼저 매월 횡단면 회귀분석을 수행한다. 무제약 최적 가중치에 대해서는 최소제곱(OLS) 가정을 적용하고, 공매도 제약하 최적 가중치에 대해서는 최소제곱(OLS) 또는 프로빗(Probit) 가정을 적용한다. 월별 파라미터가 산출되면, 그 시계열 평균을 계산하고 해당 시계열의 1차 자기상관관계를 반영한 t -통계량으로 통계적 유의성을 평가한다. 표에 보고된 설명력 지표(Avg R^2)는 월별 횡단면 회귀분석에서 산출된 결정계수(R^2)의 시계열 평균이다.

	ω (dependent variable)					ω^+ (dependent variable)									
	OLS					OLS					Probit				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Intercept	-22.99 (-0.55)	25.72 (0.22)	-34.88 (-0.97)	9.24 (0.08)	51.11 (0.68)	7.28 (4.97)	1.58 (1.37)	-0.56 (-0.39)	11.97 (6.12)	15.16 (8.12)	-1.32 (-7.14)	-0.13 (-0.76)	-1.86 (-8.76)	0.01 (0.10)	-0.60 (-3.27)
$\ln ME$		-0.81 (-0.11)	2.36 (0.38)				2.13 (7.98)	1.50 (6.13)				0.10 (11.15)	0.09 (3.25)		
α	46.85 (2.07)		45.24 (1.95)	42.48 (2.08)	50.80 (2.03)	5.14 (6.73)		4.80 (6.75)	5.35 (6.41)	6.10 (6.89)	3.19 (6.60)		3.33 (6.97)	16.60 (2.37)	3.78 (8.51)
β		-6.97 (-0.10)		-19.23 (-0.31)			-2.64 (-5.72)	-3.88 (-4.69)				-0.36 (-3.07)		-6.71 (-2.44)	
$IVol$					-7.17 (-1.60)					-0.71 (-4.06)					-0.11 (-5.70)
Avg R^2	7.43%	2.23%	8.26%	7.92%	8.32%	26.57%	14.03%	31.85%	31.02%	38.11%	66.62%	6.15%	68.02%	78.85%	71.54%

있는 후보 변수이다. 또한 주식의 위험조정 수익률, 즉 알파는 평균-분산 효율성의 증가에 기여하므로 최적 가중치와 양의 관계를 가질 것으로 예상된다. 반대로 시장 베타와 고유변동성은 포트폴리오 전체 변동성을 높여 평균-분산 효율성을 낮출 수 있으므로, 최적 가중치와 음의 관계를 가질 것으로 예상된다.

투자자가 최적 포트폴리오 가중치를 직접 계산하기 위해서는 전체 개별 주식의 수익률 분포를 이해하고 복잡한 최적화 연산을 수행해야 한다. 반면 기업규모($\ln ME$), CAPM 알파(α), 시장 베타(β), 고유변동성($IVol$)과 같은 주식특성변수는 비교적 쉽게 측정하거나 계산할 수 있다. 만약 이러한 주식특성변수가 이론상의 최적 가중치와 명확하고 일관된 관계를 보인다면, 주식특성변수는 최적 포트폴리오 가중치를 근사하

는 실용적 투자지표로 활용될 수 있다.³⁾ 즉, 투자자는 복잡한 최적화 연산을 직접 수행하지 않더라도 관련 주식특성변수를 이용하여 포지션 결정에 필요한 정보를 일부 얻을 수 있다.

〈표 2〉는 개별 주식의 특성이 무제약 또는 제약하 최적 가중치와 어떤 관계를 갖는지 분석하기 위해 추정한 다섯 가지 모형의 결과를 보여준다. 이 표는 〈표 1〉과 달리, 개별 주식특성과 최적 가중치가 시간에 따라 변한다는 점을 반영한다. 각 모형은 2단계 절차로 추정된다. 첫 번째 단계에서는 매월 업데이트되는 최적 가중치를 종속변수로 두고, 기업규모, 베타, 알파, 고유변동성을 설명변수로 하는 월별 횡단면 회귀분석을 수행한다.⁴⁾ 이때 횡단면 회귀분석의 파라미터는 최소제곱(ordinary least squares; OLS) 또는 프로

3) 주식특성변수 또는 위험지표를 이용한 포트폴리오 가중치 조절 전략으로는 박원정(2014), 강대일(2015), 선우희연 외 3인(2023)을 참고할 수 있다.

4) 최적 가중치 추정에 사용된 60개월 이동 기간은 전통적인 실증분석에서 투자자가 활용할 수 있는 과거 정보를 충분히 포함하기 위해 널리 사용되는 표본 길이이다. 기업규모를 제외한 나머지 주식특성변수도 동일하게 60개월 이동 기간을 기준으로 계산된다.

빗(probit) 가정하에서 추정된다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 얻은 월별 파라미터의 시계열 평균을 계산하고, 이 평균 파라미터의 표준오차(standard error)를 평가한다.

2단계 절차를 통해 산출된 평균 파라미터의 표준오차는 Fama and MacBeth(1973)의 표준오차와 마찬가지로 횡단면 상관관계(cross-sectional correlation)를 반영하여 조정한다. 그러나 Fama-MacBeth 표준오차는 월별 파라미터의 시계열 자기상관관계(time-series autocorrelation)를 직접 조정하지 않는다. 본 연구에서 최적 가중치와 주식특성변수는 모두 60개월의 이동 기간을 사용하여 계산되므로, 월별 파라미터 시계열에는 강한 자기상관성이 존재할 수 있다. 이를 고려하여 본 연구는 평균 파라미터의 표준오차를 계산할 때 월별 파라미터의 1차 자기상관관계를 추가로 조정했다. 이러한 조정이 이루어지지 않으면 표준오차가 과소평가되고, 최적 가중치와 주식특성변수 사이의 관계가 과대평가될 수 있다.

먼저 무제약 시나리오에서의 OLS 추정 결과를 살펴본다. 최적 가중치(ω)가 종속변수일 때, 모형 (1), (3), (4), (5)에서 알파(α)의 기울기 계수는 모두 양수이며 통계적으로 유의하다(t 통계량 ≈ 2.00). 이는 CAPM 알파가 무제약 최적 가중치의 결정에 중요한 역할을 할 수 있음을 보여주며, 알파와 최적 가중치 사이에 양의 관계가 있을 것이라는 사전적 예상과도 일치한다.

반면 알파를 제외한 모형 (2)에서는 기업규모($\ln ME$)와 시장 베타(β)의 기울기 계수가 통계적으로 유의하지 않았고, 이 모형의 설명력(평균 R^2)은 2.23%에 그쳤다. 이는 알파만 포함한 모형 (1)의 설명력인 7.43%보다 훨씬 낮은 수치이다. 또한 모형 (3)과 (4)에서도 기업규모와 시장 베타의 기울기 계수는 유의하지 않았고, 이들 모형의 설명력도 각각 8.26%와 7.92%로 알파 단독 모형에 비해 크게 개선되지 않았다. 모형 (5)에서는 알파와 함께 포함된 고유변동성($IVol$)의 기울기 계수가 음수로 나타났으나, 통계적 유의성은 높지 않았다(t 통계량 = -1.60). 이러한 결과는 무제약

최적 가중치의 결정에서 알파가 다른 주식특성변수보다 상대적으로 중요한 정보를 제공한다는 점을 시사한다.

이어서 공매도 제약하 최적 가중치(ω^+)가 종속변수인 모형을 살펴본다. 공매도 제약 시나리오에서는 음의 가중치가 허용되지 않기 때문에 대부분의 주식이 0%의 가중치를 받고, 일부 주식만 양의 가중치를 받는다. 이러한 구조적 특성을 고려할 때, 가중치의 크기 자체를 설명하는 OLS 가정보다 가중치가 양수인지 여부를 설명하는 프로빗 가정이 더 높은 설명력을 보일 수 있다. 실제로 OLS와 프로빗 두 가정 모두에서 공매도 제약하 최적 가중치는 기업규모 및 CAPM 알파와 양의 관계를 보이고, 시장 베타 및 고유변동성과는 음의 관계를 보였다. 이러한 관계는 사전적 예상과 일치하며, 통계적으로도 유의하게 지지된다.

특히 프로빗 가정을 적용했을 때 모형의 전반적인 설명력이 OLS 가정을 적용한 경우보다 크게 향상되었다. 프로빗 가정하에서 모형 (1)의 설명력(평균 R^2)은 26.57%에서 66.62%로, 모형 (3)은 31.85%에서 68.02%로, 모형 (4)는 31.02%에서 78.85%로, 모형 (5)는 38.11%에서 71.54%로 상승했다. 이는 공매도 제약하에서는 최적 가중치의 연속적 크기보다, 해당 주식이 0%의 가중치를 받는지 또는 양의 가중치를 받는지의 구분이 주식특성변수와 더 명확하게 연결되어 있음을 보여준다.

다음으로 본 연구는 매월 산출된 최적 가중치를 기준으로 개별 주식을 정렬(univariate sort)하고, 각 주식군의 이후 수익률을 평가한다. 무제약 시나리오에서는 최적 가중치의 크기에 따라 3분위 포트폴리오($P1 = \text{low } \omega$; $P2 = \text{median } \omega$; $P3 = \text{high } \omega$)를 구성한다. 공매도 제약하 시나리오에서는 최적 가중치가 0%인지 양수인지에 따라 Zero 포트폴리오($\omega^+ = 0$)와 Positive 포트폴리오($\omega^+ > 0$)를 구성한다. 이러한 이분법적 분류는 공매도 제약하에서 대부분의 주식이 0%의 가중치를 받고 일부 주식만 양의 가중치를 받는다는 구조적 특성과, 프로빗 모형의 높은 설명력을 함께 반영한 것이다.



〈표 3〉 Univariate Sorts on Optimal Portfolio Weights: 1967-2022

이 표는 무제약 최적 가중치(ω)와 공매도 제약하 최적 가중치(ω^+)를 기준으로 개별 주식을 정렬한 뒤, 각 포트폴리오의 이후 수익률을 분석한 결과를 보여준다. 무제약 시나리오에서는 ω 의 크기에 따라 P1, P2, P3 포트폴리오를 구성하며, P1은 낮은 ω , P3은 높은 ω 의 주식군을 의미한다. 공매도 제약하 시나리오에서는 $\omega^+ = 0$ 인 주식군을 Zero, $\omega^+ > 0$ 인 주식군을 Positive로 구분한다. P-Z는 Positive 포트폴리오와 Zero 포트폴리오의 수익률 차이를 의미한다. Return (1-mo)은 포트폴리오 구성 직후 1개월차 평균수익률을 나타내며, CAPM 알파, 시장 베타, 총변동성, 고유변동성은 이 1개월차 수익률을 기준으로 계산된다. Return (2-mo), ..., Return (10-yr)은 각각 포트폴리오 구성 후 2개월차부터 10년차까지의 월별 수익률을 나타낸다. 이들은 누적수익률이 아니라, 각 월차에 대응하는 월별 평균수익률이다.

	Sorted by ω					Sorted by ω^+			
	P1	P2	P3	P3-P1	(t -stat)	Zero	Positive	P-Z	(t -stat)
Return (1-mo)	1.36	1.31	1.25	-0.10	(-1.24)	1.38	1.10	-0.28	(-3.08)
CAPM alpha	0.35	0.26	0.25	-0.10	(-0.94)	0.37	0.12	-0.25	(-2.22)
Market beta	1.15	1.22	1.14			1.17	1.12		
Total volatility	6.19	6.86	5.78			6.32	5.59		
Idio volatility	3.29	3.97	2.51			3.53	2.48		
Return (2-mo)	1.28	1.32	1.27	-0.02	(-0.21)	1.23	1.09	-0.14	(-1.62)
Return (3-mo)	1.28	1.30	1.28	0.00	(-0.02)	1.27	1.13	-0.13	(-1.52)
Return (4-mo)	1.29	1.31	1.22	-0.07	(-0.86)	1.29	1.11	-0.18	(-2.05)
Return (5-mo)	1.31	1.31	1.20	-0.11	(-1.33)	1.26	1.03	-0.23	(-2.71)
Return (6-mo)	1.33	1.30	1.20	-0.13	(-1.60)	1.30	1.02	-0.28	(-3.26)
Return (9-mo)	1.31	1.29	1.16	-0.15	(-1.83)	1.35	1.01	-0.33	(-4.00)
Return (1-yr)	1.30	1.24	1.23	-0.07	(-0.96)	1.40	1.02	-0.39	(-4.82)
Return (2-yr)	1.23	1.25	1.20	-0.03	(-0.48)	1.32	1.05	-0.27	(-3.90)
Return (3-yr)	1.26	1.35	1.26	0.00	(-0.06)	1.35	1.15	-0.20	(-3.23)
Return (4-yr)	1.30	1.39	1.31	0.01	(0.17)	1.38	1.19	-0.19	(-3.15)
Return (5-yr)	1.26	1.41	1.31	0.04	(0.74)	1.38	1.20	-0.18	(-3.20)
Return (6-yr)	1.31	1.39	1.27	-0.05	(-0.79)	1.36	1.18	-0.18	(-3.52)
Return (7-yr)	1.36	1.44	1.39	0.03	(0.59)	1.45	1.34	-0.11	(-2.33)
Return (8-yr)	1.42	1.43	1.45	0.02	(0.47)	1.42	1.32	-0.09	(-1.86)
Return (9-yr)	1.39	1.39	1.35	-0.03	(-0.65)	1.38	1.34	-0.04	(-0.80)
Return (10-yr)	1.31	1.39	1.34	0.03	(0.58)	1.35	1.28	-0.07	(-1.20)

〈표 3〉은 이러한 방식으로 구성한 포트폴리오의 구성 후 월차별 평균수익률을 보여준다. 포트폴리오 구성 후 1개월차 수익률은 1개월 전에 측정된 정렬변수를 기준으로 매월 코호트 포트폴리오를 구성한 뒤, 그 직후 1개월차 수익률을 시계열로 연결하여 계산한다. 같은 방식으로, 포트폴리오 구성 후 k 개월차 수익률은 k 개월 전에 측정된 정렬변수를 기준으로 매월 코호트 포트폴리오를 구성하고, 그 직후 1개월차 수

익률을 연결하여 계산한다. 따라서 표에 보고된 1개월차부터 120개월차까지의 수익률은 누적수익률이 아니라, 포트폴리오 구성 후 각 월차에 대응하는 월별 평균수익률이다. 무제약 최적 가중치의 효과는 P3과 P1 포트폴리오의 수익률 차이(P3-P1 스프레드)로, 공매도 제약하 최적 가중치의 효과는 Positive와 Zero 포트폴리오의 수익률 차이(P-Z 스프레드)로 측정한다.

〈표 4〉 Bivariate Sorts on Optimal Portfolio Weights: 1967–2022

이 표는 종속적 이중 정렬 절차를 통해 구성된 포트폴리오의 수익률 분포를 보여준다. 먼저 무 제약 최적 가중치(ω), 기업규모(ME), 위험조정 수익률(α), 과거 수익률(PR) 중 하나를 기준으로 정렬하여 전체 주식을 4분위 집단으로 나눈다. 표에서 각 변수의 1은 해당 변수가 가장 낮은 집단, 4는 가장 높은 집단을 나타낸다. 이후 각 집단 안에서 공매도 제약하 최적 가중치(ω^+)를 기준으로 주식을 다시 정렬하여, $\omega^+ = 0$ 인 주식군을 Zero, $\omega^+ > 0$ 인 주식군을 Positive로 구분한다. P-Z는 Positive 포트폴리오와 Zero 포트폴리오의 수익률 차이를 의미한다. 이러한 이중 정렬은 첫 번째 정렬 변수의 영향을 일정 부분 통제한 상태에서, 공매도 제약하 최적 가중치가 수익률에 독립적인 영향을 주는지 평가하기 위한 절차이다.

	P-Z	(t-stat)	P-Z	(t-stat)	P-Z	(t-stat)	P-Z	(t-stat)
	Return (1-mo)		Return (6-mo)		Return (1-yr)		Return (6-yr)	
$\omega = 1$	-0.17	(-1.52)	-0.11	(-1.08)	-0.20	(-1.96)	-0.04	(-0.39)
$\omega = 2$	-0.42	(-3.66)	-0.41	(-3.70)	-0.44	(-4.41)	-0.17	(-1.91)
$\omega = 3$	-0.28	(-2.26)	-0.30	(-2.72)	-0.47	(-4.23)	-0.13	(-1.30)
$\omega = 4$	-0.26	(-2.10)	-0.38	(-3.09)	-0.42	(-3.70)	-0.27	(-2.90)
$\omega = 5$	-0.26	(-2.49)	-0.18	(-1.77)	-0.38	(-3.83)	-0.31	(-3.41)
ME = 1	-0.88	(-6.00)	-0.59	(-4.30)	-0.62	(-4.98)	-0.12	(-1.13)
ME = 2	-0.18	(-1.52)	-0.38	(-3.32)	-0.50	(-4.73)	-0.23	(-2.45)
ME = 3	-0.13	(-1.16)	-0.24	(-2.36)	-0.38	(-3.77)	-0.18	(-2.19)
ME = 4	-0.15	(-1.48)	-0.11	(-1.16)	-0.23	(-2.39)	-0.20	(-2.59)
ME = 5	-0.05	(-0.48)	-0.07	(-0.72)	-0.19	(-2.11)	-0.19	(-2.32)
$\alpha = 1$	-0.68	(-2.83)	-0.34	(-1.52)	-0.47	(-2.34)	-0.16	(-1.19)
$\alpha = 2$	-0.10	(-0.93)	-0.13	(-1.15)	-0.31	(-2.89)	-0.26	(-3.04)
$\alpha = 3$	-0.08	(-0.91)	-0.16	(-1.87)	-0.24	(-2.85)	-0.28	(-3.18)
$\alpha = 4$	-0.13	(-1.36)	-0.31	(-3.39)	-0.38	(-4.29)	-0.08	(-0.88)
$\alpha = 5$	-0.40	(-3.13)	-0.45	(-3.99)	-0.53	(-4.56)	-0.14	(-1.41)
PR = 1	-0.97	(-6.67)	-0.49	(-3.57)	-0.45	(-3.79)	-0.22	(-2.21)
PR = 2	-0.40	(-3.99)	-0.25	(-2.56)	-0.36	(-3.73)	-0.15	(-2.02)
PR = 3	-0.15	(-1.71)	-0.21	(-2.26)	-0.28	(-3.38)	-0.24	(-3.00)
PR = 4	-0.04	(-0.44)	-0.10	(-1.23)	-0.28	(-3.12)	-0.20	(-2.73)
PR = 5	0.19	(1.68)	-0.33	(-3.06)	-0.56	(-5.11)	-0.10	(-1.12)

먼저 포트폴리오 구성 후 1개월차 수익률을 살펴보면, 무 제약 최적 가중치에 기반한 P3-P1 스프레드는 월 -0.10%로 나타났고 통계적으로 유의하지 않았다. 반면 공매도 제약하 최적 가중치에 기반한 P-Z 스프레드는 월 -0.28%, 연율 기준 -3.36%로 나타났으며 통계적으로 유의했다(t 통계량 = -3.08). 이는 공매도

제약하에서 양의 가중치를 받는 주식군이 0의 가중치를 받는 주식군보다 이후 낮은 수익률을 기록했음을 보여준다. 특히 포트폴리오 구성 시점에는 양의 가중치를 받는 주식군이 더 높은 샤프비율을 갖는 것으로 평가되었음에도, 구성 직후에는 오히려 낮은 수익률을 보였다는 점에서 주목할 만한 결과이다.



포트폴리오 구성 후 1개월차 수익률을 바탕으로 CAPM 알파, 시장 베타, 총변동성, 고유변동성도 계산했다(2~5행). P3-P1의 CAPM 알파는 1개월차 수익률 스프레드와 유사한 월 -0.10%로 나타났는데, 이는 P3과 P1 포트폴리오의 시장 베타가 거의 동일하기 때문이다. 반면 P-Z 알파 스프레드는 월 -0.25%로 나타나, 1개월차 P-Z 수익률 스프레드인 월 -0.28%보다 절댓값이 다소 작았다. 이는 Positive 포트폴리오의 시장 베타가 Zero 포트폴리오보다 낮기 때문이다. 한편 3분위 포트폴리오의 총변동성과 고유변동성은 모두 역 U자형을 보였지만, 이러한 변동성 패턴만으로는 가중치가 높을수록 수익률이 낮아지는 패턴을 설명하기 어렵다. 또한 Positive 포트폴리오는 Zero 포트폴리오보다 총변동성과 고유변동성이 모두 낮았다. Positive 포트폴리오가 Zero 포트폴리오보다 낮은 고유변동성을 보였음에도 더 낮은 수익률을 기록했다는 점은 특히 이례적이다. 이는 고유변동성이 높은 주식일수록 낮은 수익률을 보인다는 기존 설명(Merton, 1987; Ang, Hodrick, Xing, and Zhang, 2006; Stambaugh, Yu, and Yuan, 2015)과 달리, 본 연구의 저수익률 패턴이 낮은 고유변동성을 가진 주식군에서 나타났기 때문이다.

포트폴리오 구성 후 2개월차부터 120개월차(10년차)까지의 수익률에서도 유사한 패턴이 관찰된다. 이 기간 동안 P3-P1 스프레드는 월 -0.15%에서 0.04% 사이의 값을 보였으며, 대부분 통계적으로 유의하지 않았다. 반면 P-Z 스프레드는 월 -0.39%에서 -0.04% 사이의 음의 값을 보였고, 거의 모든 기간에서 통계적으로 유의했다. 이는 공매도 제약하에서 양의 가중치를 받는 주식군의 저성능과 포트폴리오 구성 직후에만 나타나는 단기 현상이 아니라, 장기 구간에서도 지속적으로 관찰되는 패턴임을 보여준다. 특정 주식군이 1개월차부터 10년차에 이르기까지 일관되게 낮은 수익률을 보이는 것은 일반적인 횡단면 수익률 분석에서 쉽게 관찰되지 않는 현상이다.

추가로 P-Z 스프레드의 강건성을 확인하기 위해, 종속적 이중 정렬(bivariate dependent-sort) 절차를 수행하였다. <표 4>는 무제약 최적 가중치(ω), 기업

규모(ME), 위험조정 수익률(α), 과거 수익률(PR)을 기준으로 먼저 전체 주식을 정렬한 뒤, 각 하위 집단 안에서 다시 공매도 제약하 최적 가중치(ω^+)를 기준으로 주식을 정렬하여 계산한 P-Z 스프레드를 보여준다. 이중 정렬 접근법은 첫 번째 정렬 변수의 영향을 일정 부분 통제한 상태에서, 두 번째 정렬 변수인 ω^+ 가 수익률에 미치는 독립적인 영향을 평가할 수 있도록 한다. 첫 번째 정렬 변수로 구분한 하위 집단 안에서도 P-Z 스프레드가 뚜렷하게 나타난다면, 공매도 제약하 최적 가중치와 미래 수익률 사이의 관계가 해당 통제 변수만으로 설명되기 어렵다는 의미가 된다.

먼저 무제약 최적 가중치를 통제한 경우를 살펴본다. 무제약 최적 가중치는 이론적으로 기대수익률과 분산을 함께 반영하여 결정되므로, 이를 먼저 통제하는 것은 평균-분산 특성의 차이를 일정 부분 제거하는 역할을 한다. 그럼에도 공매도 제약하 최적 가중치에 따라 분류된 Positive 주식군은 Zero 주식군보다 단기, 중기, 장기 구간 모두에서 현저히 낮은 수익률을 기록했다. 이는 P-Z 스프레드가 무제약 최적 가중치에 포함된 평균-분산 정보만으로는 설명되지 않음을 보여준다.

기업규모를 통제한 후에도 결과는 유사하다. <표 2>에서 기업규모는 공매도 제약하 최적 가중치와 양의 관계를 보였으므로, P-Z 스프레드가 단순히 규모 효과를 반영한 것인지 확인할 필요가 있다. 그러나 <표 4>의 이중 정렬 결과에 따르면, 기업규모를 먼저 통제 한 뒤에도 P-Z 스프레드는 강건하게 유지되었다. 따라서 기업규모가 큰 주식일수록 낮은 수익률을 보인다는 규모 효과(Banz, 1981; Fama and French, 1993)만으로는 공매도 제약하 최적 가중치에 따른 수익률 차이를 충분히 설명하기 어렵다.

또한 P-Z 스프레드는 위험조정 수익률(α)과 과거 1개월 수익률(PR)을 통제한 후에도 유지되었다. 이는 공매도 제약하 P-Z 스프레드가 기존에 알려진 단기(1-mo) 반전(short-term reversal), 중기(6-mo) 모멘텀(medium-term momentum), 장기(1-yr부터 6-yr까지) 반전(long-term reversal)과 같은 수익률 패턴으로 완전히 환원되기 어렵다는 점을 시사한다.

즉, 공매도 제약하 최적 가중치와 미래 수익률 사이의 음의 관계는 여러 주요 주식특성변수와 기존 수익률 패턴을 통제한 후에도 비교적 강건하게 관찰된다.

공매도 제약하 양의 가중치 주식군의 저수익률을 설명하기 위한 하나의 가설로, 포지션 설정 이후 시장 청산 과정에서 가격 조정이 발생할 가능성을 고려해 볼 수 있다. 이상적인 상황에서는 최적 가중치가 거래 시점의 모든 관련 정보를 반영할 뿐 아니라, 각 주식의 공급, 즉 기업이 유통한 주식 수와 투자자 집단의 순 포지션으로 나타나는 수요가 이미 일치한다고 볼 수 있다. 그러나 이러한 전제는 한 투자자가 다른 모든 투자자의 정보 수준, 선호체계, 결과적 순 포지션을 충분히 이해하고 있을 때에만 성립 가능하다. 이 경우 포지션 설정과 가격 형성이 동시에 조정되므로, 체계적인 가격결정오차나 이례현상은 관찰되지 않을 것이다. 반대로 가격결정오차 또는 이례현상이 관찰된다면, 이는 투자자의 포지션 설정이 이러한 이상적 전제를 완전히 따르지 않을 가능성을 시사한다. 이 경우 현실적인 가격 조정 과정은 먼저 투자자들의

포지션 설정이 이루어지고, 이후 투자자 집단의 순 포지션에 따라 거래 직후 가격이 일시적으로 과대평가 되거나 과소평가되는 순서로 작동할 수 있다. 공매도 제약하에서 일부 주식에 양의 가중치가 집중된다면, 해당 주식은 시장청산 과정에서 그러한 수요가 없을 때보다 높은 가격에 거래될 수 있다.

이러한 가격 상승이 기업의 실질적인 영업 현금흐름과 무관하고, 주식의 실제 미래 보상을 변화시키지 않는다면, 이후 수익률은 낮아질 수 있다. 미래 보상이 그대로인 상태에서 초기 가격만 높아지면, 기대 수익률, 즉 기대 보상 대비 초기 가격의 비율이 낮아지기 때문이다. 이후 가격의 과대평가가 다음 기간 또는 여러 기간에 걸쳐 전부 또는 점진적으로 해소된다면, 이는 일회적인 낮은 수익률 또는 지속적인 저수익률의 형태로 관찰될 수 있다. 다만 본 연구가 이러한 인과 구조를 직접 식별한 것은 아니므로, 이 설명은 공매도 제약하 양의 가중치 주식군의 저수익률을 이해하기 위한 하나의 가능한 가설로 제시된다.

4 연구 요약

본 연구는 1967년부터 2022년까지의 미국 주식시장 데이터를 사용하여 가상의 제약 시나리오별 최적 포트폴리오 가중치를 계산하고, 이 가중치가 주식특성 변수 및 이후 수익률과 어떤 관계를 갖는지 분석했다. 분석 결과, 기업규모(+), CAPM 알파(+), 시장 베타(-), 고유변동성(-)은 공매도 제약하 최적 가중치와 체계적인 관계를 보였으며, 특히 CAPM 알파의 설명력이 두드러졌다. 또한 공매도 제약하에서 양의 가중치를 받는 주식군은 0의 가중치를 받는 주식군보다 이후 낮은 수익률을 기록했다. 이러한 저수익률 패턴은 단기, 중기, 장기 구간에서 모두 관찰되었으며, 여러 주식특성변수와 무제한 최적 가중치를 통제한 후에도 비교적 강건하게 유지되었다.

종합하면, 본 연구는 포트폴리오 제약이 주식특성

변수와 결합하여 최적 포트폴리오 가중치에 어떻게 반영되는지, 그리고 이 제약하 최적 가중치가 이후 주식수익률과 어떤 관계를 갖는지를 실증적으로 보여 준다. 특히 공매도 제약하에서 양의 가중치를 받는 주식군이 지속적으로 낮은 수익률을 보인다는 결과는, 공매도 제약이 특정 주식에 대한 수요 집중과 가격 왜곡으로 이어질 수 있다는 해석을 가능하게 한다. 다만 본 연구가 수요 집중과 가격 조정의 인과 구조를 직접 식별한 것은 아니므로, 이러한 설명은 확립된 인과 관계라기보다 본 연구의 결과를 이해하기 위한 하나의 가능한 가설로 제시된다.

정책적 함의 역시 이러한 범위 안에서 신중하게 제시된다. 본 연구의 결과는 공매도 제한이 시장 전체의 효율성이나 안정성에 미치는 영향을 직접 검증하지



않는다. 다만 수요 집중 가설에 기초한다면, 공매도 제약하에서 특정 주식에 수요가 집중될 경우 포지션 설정 이후 투자자가 예상하지 못한 가격 변화가 발생할 수 있다. 따라서 공매도 제한의 정책효과를 평가할 때에는 거래 제한의 직접 효과뿐 아니라, 투자자에게

비용으로 전가될 수 있는 가격 왜곡 가능성도 함께 고려할 필요가 있다. 이러한 가격 왜곡을 예방하거나 완화하기 위해 어떤 정책적 개입이 필요한지는 본 연구의 분석 범위를 넘어서는 문제이며, 별도의 후속 연구를 통해 검토될 필요가 있다.

참 고 문 헌

강대일, 2015, 신용위험을 반영한 주식 포트폴리오 구성과 성과에 대한 분석, *자산운용연구*, 제3권 제1호, pp. 61-82.

박원정, 2014, 재무건전성과 변동성을 이용한 주식 포트폴리오의 위험조정성과 향상, *자산운용연구*, 제2권 제2호, pp. 44-54.

박진우, 2014, 기관투자자 유형별 거래행태와 투자 성과에 관한 연구, *자산운용연구*, 제2권 제2호, pp. 1-16.

선우희연·하원석·박두리·이우종, 2023, 핵심성과 지표를 이용한 주식투자전략에 관한 연구, *자산운용연구*, 제11권 제1호, pp. 1-32.

Ang, A., R. J. Hodrick, Y. Xing, and X. Zhang, 2006, The Cross-Section of Volatility and Expected Returns, *Journal of Finance*, Vol. 61, No. 1, pp. 259-299.

Banz, R. W., 1981, The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks, *Journal of Financial Economics*, Vol. 9, No. 1, pp. 3-18.

Fama, E. F. and K. R. French, 1993, Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds, *Journal of Financial Economics*, Vol. 33, No. 1, pp. 3-56.

Fama, E. F. and J. D. MacBeth, 1973, Risk, Return, and Equilibrium: Empirical Tests,

Journal of Political Economy, Vol. 81, No. 3, pp. 607-636.

Figlewski, S., 1981, The Informational Effects of Restrictions on Short Sales: Some Empirical Evidence, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 16, No. 4, pp. 463-476.

Garleanu, N. and L. H. Pedersen, 2011, Margin-Based Asset Pricing and Deviations from the Law of One Price, *Review of Financial Studies*, Vol. 24, No. 6, pp. 1980-2022.

Geanakoplos, J., 2010, The Leverage Cycle, *NBER Macroeconomics Annual*, Vol. 24, No. 1, pp. 1-66.

Harrison, J. M. and D. M. Kreps, 1978, Speculative Investor Behavior in a Stock Market with Heterogeneous Expectations, *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 92, No. 2, pp. 323-336.

Merton, R. C., 1987, A Simple Model of Capital Market Equilibrium with Incomplete Information, *Journal of Finance*, Vol. 42, No. 3, pp. 483-510.

Nagel, S., 2005, Short Sales, Institutional Investors and the Cross-Section of Stock Returns, *Journal of Financial Economics*, Vol.

78, No. 2, pp. 277-309.

Scheinkman, J. A. and W. Xiong, 2003, Overconfidence and Speculative Bubbles, *Journal of Political Economy*, Vol. 111, No. 6, pp. 1183-1220.

Simsek, A., 2013, Belief Disagreements and

Collateral Constraints, *Econometrica*, Vol. 81, No. 1, pp. 1-53.

Stambaugh, R. F., J. Yu, and Y. Yuan, 2015, Arbitrage Asymmetry and the Idiosyncratic Volatility Puzzle, *Journal of Finance*, Vol. 70, No. 5, pp. 1903-1948.



Short-Sales Constraints, Portfolio Weights, and the Cross-Section of Stock Returns

Woongki Lee* (Yonsei University)

Abstract

This study empirically analyzes optimal portfolio weights under portfolio constraints using U.S. stock market data from 1967 to 2022. The study has two main objectives. First, it examines the relationship between constrained optimal portfolio weights and stock characteristics. Second, it analyzes how portfolio constraints, especially short-sales constraints, are related to subsequent stock returns. The results show that stocks assigned positive weights under short-sales constraints earn significantly lower returns over a long horizon than stocks assigned zero weights.

Keyword: *Short-Sales Constraints, Optimal Portfolio Weights, Anomalies*

Article History: Received 9 April 2026, Revised 29 May 2026, Accepted 17 June 2026

JEL Classification: G12, D53, G11

* Address correspondence to Woongki Lee, Department of Economics, Yonsei University, 50 Yonsei-Ro, Seodaemun-Gu, Seoul, 03722, Republic of Korea. Email: w_lee@yonsei.ac.kr

www.kci.go.kr