

간격 효과로 인한 저유동성 자산의 리스크 측정 착사: 스타트업 주식에 대한 함의를 중심으로*

홍기훈** (홍익대학교)

류지예*** (홍익대학교)

초 록

벤처 캐피털(VC) 포트폴리오는 유동성이 낮고 거래가 드문 자산으로 구성되어, 체계적 위험(beta)과 최대손실 위험(VaR) 측정에 왜곡을 초래하는 간격 효과(intervalling effect)의 영향을 받는다. 본 연구는 간격 효과가 VC 포트폴리오의 위험 평가에 미치는 영향을 이론적 및 실증적으로 분석하며, 가격 관찰 간격이 길어질수록 베타는 과소평가되고, VaR는 과대평가되는 경향이 있음을 확인하였다. 이는 포트폴리오 매니저의 잘못된 위험 평가와 비효율적인 투자 결정을 유발할 수 있다. 본 연구는 간격 효과를 보정한 위험 척도와 더 빈번한 데이터 관찰의 필요성을 제안하며, VC 포트폴리오의 위험 관리와 자원 배분 효율성을 개선할 수 있는 실질적 통찰을 제공한다. 또한 본 연구의 함의는 스타트업 주식을 포함한 저유동성 자산에 대한 함의를 제공한다.

[1] 서론

벤처 캐피털(VC)은 기술 혁신과 산업 전환을 촉진하는 중요한 자금 조달 메커니즘으로 자리 잡았다. 디지털화, 자동화, 인공지능(AI)과 같은 첨단 기술의 발전 속에서, VC는 기술 기반 스타트업의 성장을 지원하며 디지털 경제 구조 형성에 기여

하고 있다. 그러나 이러한 역할에도 불구하고, VC 포트폴리오가 직면하는 고유한 리스크는 기존의 금융 이론과 위험 관리 프레임워크의 한계를 드러낸다.

VC 펀드는 지난 수십 년 동안 눈에 띄게 성장하면서

* 본 연구는 펀드평가 2사(한국펀드평가, 제로인)의 성공관대학교 자산운용연구센터(CAPM) 연구비 지원으로 수행되었습니다.

주제어: 간격 효과, 체계적 위험, 최대손실 위험, 벤처 캐피털, 스타트업 투자, 유동성, 위험 관리
JEL 분류기호: G11, G14, G41

** 주저자: 홍익대학교 경영대학 경영학부, 04066 서울특별시 마포구 와우산로 94

*** 교신저자: 홍익대학교 일반대학원 문화예술경영학과, 04066 서울특별시 마포구 와우산로 94,
이메일: rjy1524@naver.com



전 세계적으로 혁신을 촉진하고 기술 발전을 이끄는 중요한 역할을 하고 있다. VC 펀드가 지원하는 스타트업은 특히 디지털화, 자동화, 인공지능(AI)으로의 사회적 전환 속에서 산업을 변화시키고 디지털 경제를 형성하는 데 중요한 기여를 하고 있다. 하지만 이러한 성장은 재정적 리스크의 증가를 동반한다. VC 펀드는 고위험, 고수익 스타트업에 대한 공격적인 투자 전략을 추구하며, 실패율이 매우 높아 효과적인 리스크 관리가 필수적이다.

현재 금융업에서 자주 이용되는 리스크 관리 척도인 베타, VaR 등은 VC 펀드의 재무위험을 정확하고 적절히 측정하지 못할 수 있음을 우리는 잘 알고 있다. 초기 단계의, 종종 상장되지 않은 기업에 투자하는 것은 전통적인 방법으로는 적절하게 해결되지 않는 독특한 리스크에 노출된다. 스타트업 평가에 대한 데이터가 부족하고 지속적인 가격 발견이 이루어지지 않아 정확한 리스크 측정이 어렵기 때문이다. 이러한 부정확성은 VC 펀드의 리스크 평가를 왜곡하여 이미 유동성이 낮아 최적의 포트폴리오 형성이 어려운 VC 펀드의 자산배분 및 위험관리에 추가적 비효율을 유발할 수 있다. 비효율적인 VC 운용은 경제 내 혁신을 저해하고 스타트업들의 투자를 어렵게 만들어 경제발전을 저해할 수 있다.

VC 포트폴리오가 직면하는 주요 도전 과제 중 하나는 기초 자산 가격의 관측이 드문 점이다. 스타트업은 상장 기업과 달리 지속적으로 이용 가능한 시장 가격이 없어 간격 효과가 발생한다. 이 효과는 베타, VaR 등 과 같은 리스크 지표가 다양한 시간 간격으로 계산될 때 생기며, 이는 포트폴리오의 재무적 위험을 왜곡하는 편향을 일으킨다. VC 포트폴리오에서 관측 가능한 가격 데이터가 부족하기 때문에 실증적 분석이 어렵고, 이는 정확한 리스크 평가를 더욱 복잡하게 만든다.

이 논문은 간격 효과 문제를 해결하기 위해 이론적으

로 트렌드를 제거한 OU 프로세스를 사용하여 대표적인 위험척도인 베타와 VaR를 측정함에 있어 간격 효과를 이론적으로 모델링한다. OU 프로세스는 평균 회귀적 행동을 모델링하고 불규칙하게 분포된 데이터를 처리하는 데 잘 알려져 있다. 이와 같은 이론적 접근은 연속적인 데이터가 없어도 더 정확한 리스크 평가를 가능하게 하며, 이는 연속적으로 관측되는 가격 데이터를 현실적으로 확보할 없는 VC 투자자와 리스크 관리자에게 유용한 해결책을 제공한다.

간격 효과는 다른 맥락에서 잘 연구되어 왔으나, VC 포트폴리오에서 VaR과 같은 최대손실 리스크 지표에 미치는 영향은 충분히 탐구되지 않았다. 이 연구는 VC 내 시스템적 리스크에서 간격 효과에 대한 분석을 확장함으로써 이러한 공백을 메운다. 연구 결과는 유동성이 낮고 드물게 거래되는 자산이 포함된 포트폴리오에서 전통적인 리스크 측정 방법이 시스템적 리스크를 상당히 과대평가할 수 있음을 강조한다. 이는 VC 영역에서 시스템적 리스크를 보다 효과적으로 관리하기 위한 전략 개발에 중요한 통찰을 제공한다.

본 연구는 VC 포트폴리오에서 간격 효과가 체계적 위험(beta)과 최대손실 위험(VaR)에 미치는 영향을 심층적으로 분석한다. 이를 통해, 간격 효과로 인해 체계적 위험이 과소평가되고 최대손실 위험이 과대평가되는 경향이 있음을 실증적으로 입증하며, 이러한 편향이 VC 펀드의 위험 관리와 투자 결정에 미치는 영향을 규명한다. 더 나아가, 이러한 왜곡을 보정하기 위한 효과적인 위험 평가 방법론을 제안하고자 한다.

본 연구의 결과는 VC 펀드 매니저들에게 간격 효과에 대한 명확한 이해와 실질적인 대처 방안을 제공할 것이다. 또한, 기존의 리스크 관리 문헌에 기여하며, 유동성이 낮고 거래 빈도가 낮은 자산군에 대한 위험 평가의 정확성을 높이는 데 통찰을 제시할 수 있을 것으로 기대한다.

[2] 기존문헌연구

간격 효과(intervalling effect)는 수익률과 변동성과 같은 금융 변수의 통계적 특성이 계산되는 시간 간격에 따라 변동하는 현상을 의미한다. 이 개념은 금융 시장의 가격 변동 통계에 대한 연구에서 비롯되었으며, 자산 가격 책정, 포트폴리오 관리, 리스크 평가 등에 중요한 영향을 미친다.

간격 효과의 초기 연구는 Osborne(1959)과 Mandelbrot(1963)에 의해 이루어졌다. 이들은 금융 시장에서 가격 변동의 통계적 특성을 연구하며 간격 효과의 존재를 밝혀냈다. 이후 Fama(1970)는 효율적 시장 가설(EMH)의 맥락에서 이 개념을 발전시켰다. 그는 시장이 효율적이라면 수익률이 시간 간격에 관계 없이 독립적이어야 한다고 주장했으나, 실증적 연구들은 수익률이 서로 다른 시간 간격에서 자기 상관성을 보인다는 것을 밝혀내어 EMH의 엄격한 버전에 도전하였다.

1970년대와 1980년대에 간격 효과에 대한 실증적 조사가 활발히 진행되었다. Fisher(1966)와 Scholes와 Williams(1977)는 다양한 시간 간격으로 계산된 수익률이 서로 다른 정도의 자기 상관성을 나타내며, 이는 자본 자산 가격 책정 모델(CAPM)에서 베타(beta) 추정치에 왜곡을 초래할 수 있음을 발견하였다. 이러한 왜곡은 비동기적 거래와 수익률의 시간적 집계로 인해 발생하며, "베타 편향"으로 알려져 있다.

이 문제를 해결하기 위해 Dimson(1979)은 지연된 수익률을 베타 추정에 포함하는 'Dimson 베타' 개념을 도입하였다. 이 접근법은 비동기적 거래로 인한 편향을 완화하고, 다양한 시간 간격에서 시스템적 리스크를 보다 정확하게 측정할 수 있게 하였다.

Lo와 MacKinlay(1990)는 분산비(variance ratios)와 무작위 보행(random walk) 가설의 맥락에서 간격 효과를 탐구하였다. 그들은 간격 효과의 크기가 자산 종류와 시장 상황에 따라 다르며, 자산 가격의

예측 가능성과 무작위 보행 가설의 타당성에 중요한 영향을 미친다는 것을 발견하였다.

간격 효과는 자산 가격 모델과 포트폴리오 관리 전략에도 영향을 미친다. Jegadeesh와 Titman(1993)은 간격 효과가 모멘텀 전략의 성과에 어떻게 영향을 미치는지 연구하였으며, 짧은 시간 간격으로 계산된 수익률이 더 강한 모멘텀 효과를 나타낼 수 있음을 지적하였다.

또한, 포트폴리오 관리 측면에서 간격 효과는 리스크와 수익률 매개변수의 추정을 복잡하게 만든다. Goyal과 Santa-Clara(2003)는 선택한 시간 간격이 변동성 추정과 VaR(Value-at-Risk) 등의 리스크 지표 계산에 큰 영향을 미칠 수 있음을 보여주었다. 이는 고빈도 데이터를 활용하여 간격 효과를 줄이는 실현 변동성(realized volatility) 등의 강력한 변동성 추정 방법의 개발로 이어졌다.

국내에서도 거래 간격과 거래량에 관련해 다양한 연구들이 이루어졌음을 확인할 수 있다. 본 연구와는 반대의 방향이기는 하나, 우민철(2023)은 아주 짧은 거래 간격을 가진 초단기 알고리즘 매매의 투자성과를 분석하여 거래 간격의 중요성을 보여주었다. 김영준, 임상빈, 양기성(2024)은 국내 주식시장에서 거래량이 투자전략 관점에서 갖는 정보의 유의성을 종합적으로 분석했다. 또한 조정근, 김건우(2017)은 헤지펀드들의 투자 타이밍에 대해서도 분석했다.

스타트업 투자는 거래 빈도가 낮아 간격 효과에 특히 취약하다. 스타트업의 주식은 비상장 상태로 빈번한 거래가 이루어지지 않아, 수익률과 리스크 측정이 어렵다. 이러한 비유동성은 자산 가격 책정과 포트폴리오 관리에 추가적인 어려움을 주며, 간격 효과로 인한 왜곡을 심화시킨다. 따라서 간격 효과를 이해하고 대응하는 것은 스타트업 투자뿐만 아니라 전체 금융 시장의 효율성과 안정성을 향상시키는 데 중요하다.



[3] 이론모형

3.1 OU 모형

이 섹션에서는 Lo와 Wang(1995)의 변형을 사용하며, 자산과 시장의 수익률이 이변량 로그 OU 프로세스를 따른다고 가정한다. 이 프로세스는 이산시간 AR(1) 프로세스의 연속시간 아날로그이다. 이 모델은 자산과 시장 가격 프로세스가 상관관계를 가질 수 있도록 허용한다. 이러한 상관관계는 종목이 크기나 가치와 같은 요인에 의존하고, 시장이 이러한 요인들과 함께 변동하기 때문에 공통 요인에 해당할 수 있다. 포트폴리오와 시장의 로그 가격인 $\ln P_P(t) = q_P(t)$ 와 $\ln P_M(t) = q_M(t)$ 를 이용하여 Hong and Satchell (2014)의 이론모형을 변형하여 다음과 같은 트렌드를 제거한 프로세스를 기반으로 하는 이론모형을 구성한다.

$$q_P(t) := \ln P_P(t) - \mu_P t \tag{1}$$

$$q_M(t) := \ln P_M(t) - \mu_M t \tag{2}$$

$$dq_P(t) = (-\theta_{P1}q_P(t) + \theta_{P2}q_M(t))dt + \sigma_P dW_P(t) \tag{3}$$

$$dq_M(t) = -\theta_M q_M(t)dt + \sigma_M dW_M(t) \tag{4}$$

이 모델에서 θ_{P1} , θ_{P2} 는 OU 프로세스의 모수들이고 σ_P 와 σ_M 은 로그 가격의 변동성이다. Hong and Satchell (2014)에 따르면 위 모형의 해는 아래와 같다.

$$R(t+h, t) = \begin{pmatrix} \mu_P \\ \mu_M \end{pmatrix} h + \begin{pmatrix} e^{-\theta_{P1}h} - 1 & \frac{\theta_{P2}}{\theta_{P1} - \theta_M} (e^{-\theta_{P1}h} - e^{-\theta_M h}) \\ 0 & e^{-\theta_M h} - 1 \end{pmatrix} \cdot Q(t) + \int_t^{t+h} \begin{pmatrix} e^{-\theta_{P1}(t-u)} - 1 & \frac{\theta_{P2}}{\theta_{P1} - \theta_M} (e^{-\theta_{P1}(t-u)} - e^{-\theta_M(t-u)}) \\ 0 & e^{-\theta_M(t-u)} - 1 \end{pmatrix} \cdot \overline{H} dW(u) \tag{5}$$

식(5)에서 $\overline{H} = \begin{pmatrix} \sigma_P & 0 \\ 0 & \sigma_M \end{pmatrix}$ 이다.

Ryu and Hong(2024)에 따르면 이 모형의 시장(M)과 포트폴리오(P)의 평균, 분산 그리고 공분산은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E(r_M(t+h, t)) = \mu_{rM}(h) = \mu_M h \tag{6}$$

$$E(r_P(t+h, t)) = \mu_{rP}(h) = \mu_P h \tag{7}$$

$$Var(r_M(t+h, t)) = \sigma_{rM}^2(h) = \left(\frac{1 - e^{-2\theta_M h}}{2\theta_M} \right) \sigma_M^2 \tag{8}$$

$$Var(r_P(t+h, t)) = \sigma_{rP}^2(h) = \left(\frac{1 - e^{-2\theta_{P1}h}}{2\theta_{P1}} \right) \sigma_P^2 + \left(\frac{1 - e^{-2\theta_M h}}{2\theta_M} \right) \theta_M^2 \sigma_P^2 \tag{9}$$

$$Cov[r_P(t+h, t), r_M(t+h, t)] = \sigma_{rP:M}(h) = (\sigma_P \sigma_M \kappa + \theta_{P2} \sigma_M^2) \left(\frac{1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h}}{\theta_{P1} + \theta_M} \right) \tag{10}$$

본 연구에서 사용된 Ornstein-Uhlenbeck (OU) 프로세스 기반의 모델은 Lo and Wang (1995)과 Hong and Satchell (2014)의 모형을 바탕으로 발전된 것이다. 특히 Lo and Wang (1995)는 OU 프로세스가 추세정상(trend-stationary) 특성을 가져 수익률의 변동성이 일정 수준 이상으로 발산하지 않으며, 장기적인 자기상관성 구조를 유연하게 포착할 수 있어

자산 수익률의 예측 가능성을 효과적으로 모델링할 수 있다고 보고하고 있다. 또한, Hong and Satchell (2014)은 OU 프로세스가 금융자산 가격의 수익률 시계열이 가지는 자기상관성(serial correlation)을 효과적으로 반영할 수 있다고 강조하였다. 이 모델은 금융자산 가격의 평균회귀적(mean-reverting) 특성을 효과적으로 포착하며, 자산 가격이 장기적인 평균에서 크게 벗어날 때 시장의 조정 작용을 통해 다시 평균으로 돌아가는 경제적 논리를 잘 구현하기 때문이다. 이러한 특성으로 인해 본 연구에서 제기하는 간격 효과(intervalling effect)를 분석하는 데 매우 적합한 이론적 기반을 제공한다. 본 연구는 이러한 기존 문헌의 논의를 근거로 OU 프로세스 모델의 적합성과 유효성을 지지한다

3.2 위험척도

3.1에서 구성한 이론 모형을 바탕으로 바탕으로 체계적위험의 척도인 베타를 h 에 대한 식으로 나타낼 수 있다.

Remark 1: 이 모형의 베타는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_{PM}(h) = \left(\frac{2\theta_M}{\theta_{P1} + \theta_M} \right) (\beta_G + \theta_{P2}) \left(\frac{1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h}}{1 - e^{-2\theta_M h}} \right) \quad (11)$$

식(11)에서 $\beta_G = \frac{\sigma_P}{\sigma_M} \kappa$ 이다.

이 결과는 단순 사칙연산에 기반하기 때문에 증명을 생략했다. 식(11)에서 $\left(\frac{2\theta_M}{\theta_{P1} + \theta_M} \right)$ 는 포트폴리오와 시장의 평균회귀율 사이의 관계를 반영한다. $(\beta_G + \theta_{P2})$ 는 포트폴리오가 시장 수익률에 얼마나 민감한지를 나타낸다. 여기서 β_G 는 체계적 위험 요소로, 상관관계 κ 는 포트폴리오의 변동성과 시장의 변동성을 반영한다. θ_{P2} 는 상관관계로 설명되지 않는

포트폴리오의 시장에 대한 추가적인 직접 민감도를 포착한다. 식(11)의 마지막 항인 $\left(\frac{1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h}}{1 - e^{-2\theta_M h}} \right)$ 은 시간 지평 조정항으로 시간, h , 의 변화에 따른 평균회귀 효과의 변화를 반영한다. 이 결과는 Ryu and Hong(2024)의 결과와 일치한다.

Remark 2: 이 모형의 95% VaR는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$VaR_{0.99}^{rP} = -\mu_P h + 1.65 \sqrt{\sigma_P^2 \left[\frac{(1 - e^{-2\theta_M h})\theta_{P2}^2}{2\theta_M} + \frac{(1 - e^{-2\theta_{P1} h})}{2\theta_{P1}} \right]} \quad (12)$$

이 결과는 포트폴리오 수익률의 평균과 분산을 단순히 대체하여 얻을 수 있는 결과이므로 증명을 생략했다.

3.3 위험척도의 왜곡

아직까지의 이론적 결과를 바탕으로 우리는 베타와 VaR의 가격관측 간격 h 에 대한 민감도를 도출하고 그 부호를 판별할 수 있다.

Proposition 1: 베타의 h 에 대한 민감도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial \beta_{PM}(h)}{\partial h} < 0 \quad (13)$$

이 결과의 증명은 부록1에 있다. 우리의 결과가 Hong(2016)과 Ryu and Hong(2024)을 포함한 기존 문헌들과 일치함을 확인한다. Proposition 1의 식(13)에 따르면, 관찰된 수익률의 기간이 더 길수록 체계적 위험 측정값이 체계적으로 과소평가될 수 있음을 알



수 있다. 벤처캐피털(VC) 포트폴리오의 베타가 과소평가되면, 포트폴리오는 체계적 위험 증가에 과도하게 반응하고 불필요한 손실을 초래할 수 있는 조치를 취하게 될 수 있다. (예: 체계적 위험 노출 한도 요건을 충족하기 위해 과도하게 포지션을 청산하는 것)

식(13)의 이론적 결과는 스타트업 주식 투자에서 체계적 위험을 과소평가하는 것이 시간 구간(interval) 효과로 인해 심각한 영향을 미칠 수 있음을 강조한다. 체계적 위험이 과소평가되면, 실제 시장 위험보다 낮게 인식된 위험 노출로 인해 지나치게 공격적인 투자 전략을 초래할 수 있다. 이러한 오류는 특히 시장 하락 시기에 상당한 손실로 이어질 가능성을 높인다.

VC 펀드 매니저들에게 체계적 위험의 과소평가는 포트폴리오 위험 평가의 정확성을 저하시킬 뿐만 아니라 위험 관리 행동이 부적절하게 제한되는 환경을 조성한다. 따라서 체계적 위험을 보다 정확하게 추정하고 더 나은 의사결정을 내리며, 정상 및 변동성 높은 시장 상황 모두에서 포트폴리오 성과의 안정성을 확보하기 위해서는 시간 구간 효과에 대한 조정이 필수적이다.

Proposition 2: VaR의 h 에 대한 민감도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d(VaR_{0.99}^P)}{dh} = -\mu_P + \frac{1.65}{2\sqrt{f(h)}} \sigma_P^2 (\theta_{P2}^2 e^{-2\theta_{Mh}} + e^{-2\theta_{Ph}}) \quad (14)$$

$$\text{여기서 } f(h) = \sigma_P^2 \left[\frac{(1 - e^{-2\theta_{Mh}}) \theta_{P2}^2}{2\theta_M} + \frac{(1 - e^{-2\theta_{Ph}})}{2\theta_P} \right] \text{ 이}$$

다. 이 결과의 증명은 부록2에 있다. 이 결과는 아직 기존 문헌들에서 보여진 적 없는 새로운 결과이기에 결과를 비교할 기존문헌을 찾지 못했다.

식(14)의 미분값의 부호는 μ_P 의 상대적 크기에 따라 달라지나, μ_P 의 값이 두 번째 항의 값보다 작으면 식(14)는 양의 값을, μ_P 의 값이 두 번째 항의 값보다 크면 식(14)는 음의 값을 갖는다. μ_P 는

로그가격 과정의 시간추세로 일반적으로 아주 작은 값을 가진다. 만약 주식이 아주 비효율적으로 거래되고 있다면 이 수치가 클 수 있겠으나 현실적으로 일어나기 어려운 사건이기 때문에 일반적으로 VaR는 식(13)의 베타의 결과와 같이 시간간격이 짧아짐에 따라 과대평가 될 것이다.

위험척도가 과소평가 됐을 때의 문제는 식(13)의 결과를 논의하는 과정에서 설명됐다. 만약 위험척도가 과대평가 된다면 포트폴리오 매니저는 다른 문제에 직면할 수 있다. 수익률 관찰 간격 h 가 증가함에 따라, 특히 금융 스트레스 기간 동안 체계적 위험이 과대평가되면 지나치게 보수적인 포트폴리오 결정으로 이어질 수 있다. 이로 인해 과도한 유동성 준비금 확보 또는 불필요한 헤지 전략을 채택하게 되는데, 이러한 전략들은 체계적 위험을 방어하려는 의도로 수행되지만, 오히려 포트폴리오의 전반적인 효율성과 성과를 저하시킬 수 있다.

위험에 대한 과잉 반응은 VC 펀드 매니저가 더 높은 운영 비용을 초래하거나 잠재적 성장 기회를 놓치는 결과를 낳을 수 있다. 따라서 이러한 비효율성을 피하고 위험 완화와 포트폴리오 최적화 사이의 균형을 유지하려면 시간 구간 효과에 대한 정확한 조정이 필수적이다. 이를 통해 체계적 위험이 과대평가되거나 투자 전략을 불필요하게 제한하지 않도록 보장할 수 있다.

그러므로 이론모형을 기반으로 한 분석의 결과 VC 포트폴리오의 베타는 저평가되고 VaR는 저평가 또는 고평가 될 수 있음을 확인하였다.

3.4 논의 및 함의

위 결과를 통해 간헐적 가격 관찰로 인해 발생하는 시간 구간 효과(intervalling effect)가 스타트업 주식 투자에서 체계적 위험과 최대손실가치 위험 측정 모두를 왜곡할 수 있다는 점을 이론적으로 밝혀냈다. 관찰 간격이 길어질수록 체계적 위험 측정치(베타)는 과소평가되는 반면, 최대손실가치(VaR)는 과대 또는 과소평가 될 수 있음을 발견했다.

이러한 편향은 위험 평가의 부정확성을 초래하여 포트폴리오 전략의 오관리로 이어질 수 있다.

체계적 위험의 과소평가는 펀드 매니저들이 포트폴리오의 시장 노출을 잘못 판단하게 하여 불필요하게 공격적인 위험 감수 행동을 초래할 수 있다. 이는 특히 VC 포트폴리오가 본래 높은 위험을 가진 비상장 스타트업 주식으로 구성되어 있기 때문에 문제가 된다. 결과적으로, 체계적 위험을 과소평가하면 이미 높은 위험에 노출된 VC 포트폴리오의 위험을 더욱 증가시킬 수 있다.

다른 한편으로, 최대손실가치의 과대평가는 잠재적 금융 스트레스 또는 악재에 대한 지나친 신중함으로 이어질 수 있다. 이는 VC 펀드가 본래 공격적인 특성을 가지면서도 지나치게 방어적인 조치를 취하는 결과를 낳을 수 있다. 이러한 상반된 효과는 VC 포트폴리오 관리의 복잡성을 강조하며, 불규칙한 거래 패턴과 스타트업 투자의 유동성 부족을 반영한 위험 모델 조정의 중요성을 시사한다.

따라서, 우리의 연구 결과와 그 함의는 다음과 같이 요약될 수 있다. 체계적 위험의 과소평가로 인해 VC 포트폴리오 전체 위험이 과소평가될 수

있다. 이로 인해 위험도가 더 큰 투자 결정을 유도하고, 포트폴리오가 인식된 위험보다 더 높은 시장 변동성에 노출될 수 있다. 반대로, 최대손실가치의 과대평가로 인해 위험이 과장되게 인식되어 과도한 유동성 확보나 위험 회피 같은 지나치게 보수적인 행동을 초래할 수 있다. 이러한 위험척도의 과소 및 과대평가의 불균형은, 시간 구간 효과를 고려하지 않으면 현재의 위험 측정 방식이 부적절하다는 것을 시사한다.

결론적으로, 이 논문은 VC 포트폴리오의 체계적 및 최대손실가치 측정치에 대한 시간 구간 효과를 다루는 이론적 프레임워크를 제시함으로써 문헌에 중요한 기여를 한다. 또한, VC 펀드 매니저들이 위험 평가를 현실에 더 잘 맞추고 포트폴리오 효율성을 향상시키며 자원 배분을 최적화할 수 있는 실질적인 통찰을 제공한다. 이 연구는 간헐적 거래가 위험 지표를 왜곡시키는 방식에 대한 이해의 공백을 메울 뿐만 아니라, 이러한 편향을 완화할 수 있는 강력한 방법론을 제시함으로써 벤처캐피털 부문의 효과적인 위험 관리에 중요한 진전을 이루었다.

4 실증분석

4.1 데이터

이전 연구에 따르면 스타트업 기업 주식은 1) 낮은 시가총액과 2) 가격 관찰의 간헐적 발생이라는 두 가지 특징을 가진. 이론적 결과를 실증적으로 검증하려면 스타트업 기업의 실제 데이터를 사용하는 것이 이상적이다. 하지만 스타트업 주식은 거래가 드물어 가격을 지속적으로 관찰하기 어렵기 때문에 비상장 스타트업 데이터를 사용해 지속적인 가격 관찰이라는 기본 가정을 세우는 것은 불가능하다. 이를 해결하기 위해 스타트업과 비슷한 특징을 가진 상장 기업들을 대체 지표로 사용하는 것이다. 그러므

로 샘플 기업은 낮은 시가총액을 기준으로 선택한다. 이 대체 접근법은 사실상 구하기 불가능 한 데이터의 근사치에 대한 접근을 가능하게 해주고 주식시장의 신뢰할 수 있는 데이터를 활용하면서 스타트업의 위험 프로파일을 근사화할 수 있도록 해준다.

이에 본 장에서는 코스닥에 상장되어 있는 기업들 중 2024년 10월 15일 기준 거래가 이루어지고 있는, 우선주나 스펙이 아닌 주식 중, 시가총액이 가장 작은 기업 5개를 선정하여 그들의 최근 1년의 가격 데이터를 활용해 이론모형의 OU 모수들을 추정하여 그 함의를 알아보고자 한다. 물론 샘플을 선택하는데 활용할 수 있는 스타트업의 특징은 다양할 수 있겠으



나 어떤 기준으로 선택해도 결과에 영향을 미치지 않기에 가장 직관적으로 작은 기업으로 선정했다.

〈표 1〉 샘플기업과 시가총액

이 표는 샘플기업의 기업명 및 시가총액을 2024년 10월 15일 기준으로 보여준다.

기업명	시가총액
파커스	151억원
에프알텍	148억원
광진실업	146억원
KD건설	128억원
CNH	121억원

4.2 추정방법

추정에 있어 매개변수 θ_{P1} , θ_{P2} , θ_M , σ_P , σ_M , μ_P , μ_M 그리고 κ 를 최대 우도 추정(MLE)을 사용하여 추정하였으며, 이는 일반화 최소제곱(GLS)의 한 번의 반복을 수행하는 것과 동일하다고 해석할 수 있다. 이 결과를 이용하여 즉각적인(instantaneous) 베타

와 변동 계수(CV)를 계산했다. 추정 방법의 세부 단계는 다음과 같다.

1단계: $Q(t)$ 를 계산하고 σ_P , σ_M , μ_P , μ_M 과 κ 를 추정한다.

2단계: GLS를 사용하여 행렬 $A(h)$ 를 추정한다.

3단계: 2단계에서 추정한 $A(h)$ 를 사용하여 OU 매개변수를 다시 추정한다.

〈표 2〉 추정결과

이 표는 추정된 OU(Ouhrstein-Uhlenbeck) 매개변수를 보여준다. 샘플 데이터는 코스닥 지수에서 선택된 5개의 주식을 포함하며, 2023년 10월 14일부터 2024년 10월 15일까지의 최신 데이터를 기반으로 한다.

기업명	σ_P	σ_M	κ	θ_{P1}	θ_{P2}	θ_M
파커스	0.1528	0.0485	0.5910	0.0058	0.0054	1.556×10^{-5}
에프알텍	0.2284	0.0485	0.4324	0.0090	0.0089	1.556×10^{-5}
광진실업	0.1611	0.0485	0.3834	0.0137	0.0144	1.556×10^{-5}
KD건설	0.1686	0.0485	0.4880	0.0112	0.0093	1.556×10^{-5}
CNH	0.5587	0.0485	0.0241	0.0216	0.0211	1.556×10^{-5}

〈표 3〉 즉각적인(instantaneous) 베타

이 표는 추정된 즉각적인(instantaneous) 베타 값을 보여준다. 샘플 데이터는 코스닥 지수에서 선택된 5개의 주식을 포함하며, 2023년 10월 14일부터 2024년 10월 15일까지의 최신 데이터를 기반으로 한다.

	파커스	에프알텍	광진실업	KD건설	CNH
BetaG	1.863	2.038	1.274	1.698	0.278

4.3 베타의 간격 효과

이 섹션에서는 VC 대체 주식 샘플에서 체계적 위험 척도인 베타(beta)에 대한 간격 효과(intervalling

effect)의 실증적 결과를 제시한다. 이전 섹션에서 논의한 바와 같이, 간격 효과는 특히 유동성이 낮거나 지속적으로 거래되지 않는 자산(예: 스타트업 주식)에서 가격 관찰 빈도가 낮아짐에 따라 베타가 과소평가되

는 현상을 초래한다. 코스닥에서 시가총액이 가장 낮은 주식 5개를 샘플로 사용하여, 가격 관찰 간격이 증가함에 따라 베타가 어떻게 변화하는지 분석하여 표4에서 보여준다.

〈표 4〉 베타의 간격효과

이 표는 다양한 가격 관찰 간격에 따른 샘플 주식들의 추정 베타 값을 보여준다. 샘플 데이터는 코스닥 지수에서 선택된 5개의 주식을 포함하며, 2023년 10월 14일부터 2024년 10월 15일까지의 최신 데이터를 기반으로 한다.

패널A: 베타값

h	파커스	에프알텍	광진실업	KD건설	CNH
1	1.8519	2.0196	1.2507	1.6791	0.2957
2	1.8466	2.0105	1.2422	1.6697	0.2926
3	1.8413	2.0016	1.2337	1.6605	0.2894
4	1.8360	1.9927	1.2254	1.6513	0.2864
5	1.8307	1.9838	1.2171	1.6422	0.2833
6	1.8255	1.9750	1.2089	1.6332	0.2804
7	1.8203	1.9663	1.2007	1.6242	0.2774
8	1.8151	1.9576	1.1926	1.6153	0.2745
9	1.8099	1.9490	1.1846	1.6064	0.2716
10	1.8048	1.9404	1.1767	1.5977	0.2688

패널B: 변화량

h	파커스	에프알텍	광진실업	KD건설	CNH
1	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
2	-0.29%	-0.45%	-0.68%	-0.55%	-1.07%
3	-0.57%	-0.89%	-1.36%	-1.11%	-2.12%
4	-0.86%	-1.33%	-2.03%	-1.65%	-3.16%
5	-1.14%	-1.77%	-2.69%	-2.19%	-4.19%
6	-1.42%	-2.20%	-3.35%	-2.73%	-5.20%
7	-1.71%	-2.64%	-4.00%	-3.27%	-6.19%
8	-1.99%	-3.07%	-4.64%	-3.80%	-7.18%
9	-2.27%	-3.50%	-5.28%	-4.33%	-8.14%
10	-2.54%	-3.92%	-5.92%	-4.85%	-9.10%

관찰 간격은 더 빈번한 간격(Interval 1)에서 덜 빈번한 간격(Interval 10)까지 설정되어 있다. 첫 번째 표는 절대적인 베타 값을 나타내고, 두 번째 표는 초기 관찰 간격(Interval 1)과 비교한 베타 값의 변동률을 백분율로 표현한다. 데이터는 관찰 간격이 길어질

수록 베타 값이 일관되게 감소하는 경향을 보여주며, 이는 간격 효과(intervalling effect)가 베타를 과소평가한다는 이론적 예측을 뒷받침한다.

예를 들어, 파커스의 경우 베타는 Interval 1에서 1.8519에서 Interval 10에서 1.8048로 감소하며,



이는 2.54% 감소를 나타낸다. 다른 주식에서도 유사한 경향이 나타난다: 애플은 3.92% 감소, 광진실업은 5.92% 감소, KD건설은 4.85%, CNH는 9.10% 감소를 보인다. 10번째 간격에서는 베타의 과소평가 정도가 2%에서 10%까지 범위에 걸쳐 나타나는 것이다. 이러한 감소는 관찰 빈도가 줄어들수록 해당 주식의 시장 민감도가 낮아 보이는 현상을 보여주며, 이는 포트폴리오 매니저들과 위험관리자들이 실제 시장 위험 노출을 과소평가하게 만들 수 있다. CNH의 경우 9%가 넘는 감소를 보여 간격효과가 지나치게 많은 오류를 만들어 낸다고 볼 수 있으나 베타의 절대값이 작아서 나타나는 상대적 변화의 착시효과임을 감안하면 베타의 과소측정 정도가 지나치지는 않다고 볼 수 있다.

표 4에 제시된 실증 결과는 간격 효과가 VC(벤처 캐피털) 또는 스타트업과 유사한 포트폴리오의 베타 추정에 미치는 상당한 영향을 미칠 수 있음을 보여준다. 벤처 캐피털 펀드는 유사한 위험 프로파일을 가진 기업에 투자하기 때문에, 드문 거래로 인해 베타가 과소평가되면 잘못된 위험 평가로 이어질 수 있다. 특히, 베타를 과소평가하면 해당 기업들이 실제보다 시장 변동에 덜 민감한 것으로 보이게 되는데, 이러한 과소평가는 VC 포트폴리오의 위험 관리에 중요한 영향을 미칠 수 있다.

시장 위험 노출 요인: 펀드 매니저는 포트폴리오가 시장 위험에 덜 노출되어 있다고 잘못 판단할 수 있으며, 이로 인해 더 공격적인 투자 전략을 취할 가능성이 있다. 이미 높은 위험을 가진 스타트업에 투자하는 VC 펀드에게 이는 다음과 같은 요인들로 인해 포트폴리오 전체 위험을 크게 증가시킬 수 있다.

표 4에서 나타난 실증 결과를 통해 간격 효과가 VC 포트폴리오에서 베타 추정치를 왜곡하는 데 중요한 역할을 한다는 것을 확인할 수 있다. 가격 관찰 간격이 길어질수록 베타가 꾸준히 감소한다는 점은 특히 가격 관찰 빈도가 낮은 스타트업 투자에서 베타에 의존한 위험 평가 시 주의가 필요하다는 것을 시사한다. 이 편향을 보정하면 더 정확한 시장 위험 추정이 가능해지고 이를 바탕으로 더 나은 투자 결정을 내릴 수 있을 것이다.

VC 기업들은 특정산업에 몰려있을 가능성이 높을

수 있다. 예를 들어, 투자를 받아서 앱을 개발하는 software기업 등 자본(공장 등)이 집약적이지 않은 기업들이 대부분일 것이다. 이들 산업 특성에 맞추어 소프트웨어개발, 전자결제, 의료AI, 방송플랫폼 기업을 선정하여 분석한 결과 일관된 실증결과가 도출됨을 확인하였다.

4.4 VaR의 간격 효과

이 섹션에서는 VC 포트폴리오의 최대손실 위험 측정 지표인 VaR에 대한 간격 효과를 분석한다. VaR는 가능한 최대손실을 바탕으로 포트폴리오의 위험을 추정하는 지표이다. 앞서 논의한 바와 같이, 간격 효과는 가격 관찰 빈도가 줄어들수록 VaR를 과대평가하게 만들어 체계적 위험이 실제보다 더 높아 보이게 만든다. 이 효과를 실증적으로 검증하기 위해, 가격 관찰 간격이 길어질수록 VaR가 어떻게 변화하는지 분석한다.

관찰 간격은 가장 빈번한 간격(Interval 1)에서 가장 드문 간격(Interval 10)까지 설정되어 있다. 첫 번째 표는 절대적인 VaR 값을 나타내고, 두 번째 표는 Interval 1을 기준으로 한 VaR의 변동률을 백분율로 보여준다. 결과는 관찰 간격이 길어질수록 VaR 추정치가 증가하며, 간격 효과가 체계적 위험 추정에 미치는 영향을 명확히 보여준다.

예를 들어, 파커스의 VaR는 Interval 1에서 0.2105에서 Interval 10에서 0.3657로 증가하며, 이는 73.75%의 증가를 나타낸다. 애플의 경우 112.72%, 광진실업은 48.03%의 증가를 보인다. 샘플 전체를 보면, VaR의 평균 증가는 주식과 간격에 따라 48%에서 150% 이상에 이르며, 이러한 결과는 간헐적 가격 관찰이 최대손실 위험을 지속적으로 과대평가하게 만든다는 것을 확인할 수 있다.

VaR의 경우 <표 4>에 제시된 베타의 왜곡정도에 비해 간격효과로 인한 오측정의 상대적 크기가 크다. 이는 베타는 민감도이기 때문에 상대적 측정치인데 반해 VaR는 최대 손실 위험을 측정하는 절대치이기 때문이다. 예를 들어 파커스의 경우 확률상 발생할 수

있는 최대 손실률이 사실은 21.05%인데 간격효과로 인해 최대 36.57%까지 잘못 측정 될 수 있다는 의미이다.

이 실증 결과는 간격 효과가 VaR에 상당한 영향을 미칠 수 있다는 것을 보여주며, 최대손실 위험을 과대평가하는 결과를 낳는다. 이러한 과대평가는 벤처 캐피털과 스타트업 포트폴리오의 위험 관리에 심각한 영향을 미칠 수 있다. 스타트업 투자에서 자산의 낮은 유동성과 드문 거래는 간격 효과를 더욱 악화시키기 때문이다.

VaR 과대평가는 자본 배분 결정에 왜곡을 일으킬 수 있다. 펀드 매니저는 최대손실 위험을 완화하려는 방향(예: 헤징 전략 강화)에 자원을 할당하는 데 집중하다가 성장 기회를 놓칠 가능성이 있다. 이는 특히 성장 기회를 잡는 것이 장기적인 성공에 중요한 스타트업이나 벤처 캐피털 환경에서 더 큰 문제가 될 수 있다.

VaR 과대평가는 시장 변동성이 큰 시기에 지나치게 신중한 투자 결정을 내리게 할 수 있다. 고위험고수익 스타트업에 집중하는 벤처 캐피털 펀드는 체계

〈표 5〉 Value at Risk (VaR)

이 표는 다양한 가격 관찰 간격에 따른 샘플 주식들의 추정 VaR 값을 보여준다. 샘플 데이터는 코스닥 지수에서 선택된 5개의 주식을 포함하며, 2023년 10월 14일부터 2024년 10월 15일까지의 최신 데이터를 기반으로 한다.

패널A: VaR 값

h	파커스	에프알텍	광진실업	KD건설	CNH
1	0.2105	0.3318	0.2176	0.2400	0.8695
2	0.2727	0.4413	0.2780	0.3157	1.1910
3	0.3102	0.5137	0.3119	0.3638	1.4187
4	0.3348	0.5666	0.3317	0.3974	1.5965
5	0.3511	0.6069	0.3425	0.4216	1.7419
6	0.3615	0.6381	0.3468	0.4390	1.8638
7	0.3674	0.6624	0.3460	0.4513	1.9675
8	0.3696	0.6812	0.3412	0.4594	2.0566
9	0.3689	0.6954	0.3330	0.4640	2.1338
10	0.3657	0.7057	0.3221	0.4658	2.2007

패널B: 변화량

h	파커스	에프알텍	광진실업	KD건설	CNH
1	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
2	29.55%	33.03%	27.77%	31.55%	36.97%
3	47.38%	54.85%	43.33%	51.60%	63.16%
4	59.08%	70.80%	52.47%	65.60%	83.61%
5	66.84%	82.94%	57.43%	75.68%	100.33%
6	71.78%	92.35%	59.39%	82.94%	114.35%
7	74.56%	99.67%	59.03%	88.04%	126.27%
8	75.63%	105.33%	56.81%	91.41%	136.53%
9	75.29%	109.60%	53.07%	93.35%	145.40%
10	73.75%	112.72%	48.03%	94.08%	153.10%



적 위험에 대한 과도한 인식 때문에 유망한 기회를 놓칠 수 있다. 이는 파괴적 혁신을 활용할 능력을 제한하고 시장에서의 경쟁 우위를 약화시킬 수 있다.

표 5의 결과는 가격 관찰 간격이 길어질수록 VaR가 과대평가된다는 점을 명확히 보여주며, 간격 효과가 체계적 위험 측정에 미치는 영향을 강조한다. 벤처 캐피털 펀드 매니저는 스타트업 투자처럼 유동성이 낮거나 거래 빈도가 낮은 자산을 다룰 때 VaR의 한계를 인식해야 한다. 이러한 과대평가를 보정하면 더 정확한 위험 관리 전략을 세우고, 자본 배분을 개선하며, 포트폴리오 성과를 더 효율적으로 유지할 수 있다.

VC 기업들은 특정산업에 몰려있을 가능성이 높을 수 있다. 예를 들어, 투자를 받아서 앱을 개발하는 software기업 등 자본(공장 등)이 집약적이지 않은 기업들이 대부분일 것이다. 이들 산업 특성에 맞추어 소프트웨어개발, 전자결제, 의료AI, 방송플랫폼 기업을 선정하여 분석한 결과 일관된 실증결과가 도출됨을 확인하였다.

4.5 간격효과에 대한 베타와 VaR의 조정

본 연구의 이론적 및 실증적 분석 결과, 가격 관찰 간격이 길어질수록 체계적 위험(베타)은 과소평가되고 최대손실 위험(VaR)은 과대평가되는 간격효과(intervalling effect)가 존재함을 확인하였다. 이러한 간격효과는 특히 저유동성 자산인 벤처캐피털(VC) 포트폴리오 및 스타트업 주식에서 더욱 두드러지며, 실제 투자 실무에서 중요한 리스크 측정 오류를 초래할 수 있다. 따라서 본 섹션에서는 실무적으로 적용 가능한 간격효과를 보정하기 위한 조정

된 베타(adjusted beta)와 개선된 VaR(improved VaR)를 제안한다.

우선, 베타의 조정에 있어서 본 연구에서 활용한 Ornstein-Uhlenbeck(OU) 프로세스를 적용하여, 관찰 간격(interval)에 따라 나타나는 베타의 왜곡을 실무적으로 보정할 수 있다. OU 프로세스를 통해 추정된 즉각적(instantaneous) 베타 값을 기준으로, 관측된 기간의 베타 값을 보정(adjust)하는 방법을 도입할 수 있다. 예를 들어, 보다 빈번하게 거래되는 유사한 자산의 데이터를 활용하여 산출된 즉각적 베타를 레퍼런스로 삼아 장기간 간격으로 관찰된 스타트업 주식의 베타 값을 비례적으로 조정함으로써 시장 민감도의 과소평가를 보완할 수 있다.

또한, 최대손실 위험인 VaR에 대해서는 관찰 간격 증가로 인해 VaR 값이 과대평가되는 문제를 해소하기 위해, OU 모델 기반의 시간 간격 조정(time-interval adjusted) VaR 산출 방식을 적용할 수 있다. 본 연구에서 제시한 OU 모델을 통해 관찰 간격 증가 시 VaR 값이 얼마나 과대평가되는지 이론적으로 산정한 후, 실제 관측된 VaR에서 과대평가된 부분을 제거하여 보다 현실적인 VaR 값을 도출할 수 있을 것이다.

이러한 간격효과에 대한 조정 방법을 통해 VC 펀드 매니저 및 스타트업 투자자들은 보다 정확한 리스크 평가를 수행할 수 있으며, 궁극적으로 포트폴리오 관리 효율성 제고와 더 정확한 투자 의사결정을 할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구의 이론적 발견을 실무적으로 적용 가능한 형태로 제시함으로써, 연구의 실질적이고 구체적인 기여를 제공하고자 한다.

[5] 결론

이 논문은 비상장 스타트업 주식과 같이 유동성이 낮고 거래가 간헐적으로 일어나는 자산으로 구성된 VC 포트폴리오를 중심으로, 체계적 위험 측정치인 베타(beta)와 체계적 위험 측정치인 VaR에 대한 간격 효과(intervalling effect)를 이론적, 실증적으로 분석한다. 연구는 이론적 접근과 실증적 접근을 모두 활용하여 스타트업 주식과 같은 유동성이 낮은 자산에서 일반적인 드문 가격 데이터가 위험 평가를 왜곡하고, 그로 인해 비효율적인 포트폴리오 결정으로 이어질 가능성을 보여준다.

이론적 그리고 실증적 분석 결과, 가격 관찰 간격이 길어질수록 체계적 위험 척도인 베타는 과소평가되는 경향이 있는 것으로 나타났다. 이는 포트폴리오의 시장 노출도를 잘못 판단하게 만들 수 있으며, 정상적인 경제 상황에서 지나치게 공격적인 투자 전략으로 이어질 수 있다. 반대로, 최대손실 위험 척도인 VaR는 특히 과대평가되는 경향이 있어, 유동성 비축을 늘리거나 불필요한 위험 헤징과 같은 지나치게 보수적인 행동을 초래할 수 있다. 이는 포트폴리오의 효율성을 저하시킨다.

본 연구의 결과는 VC 펀드 매니저들에게 중요한 시사점을 제공한다. 정상적인 시장 상황에서는 베타의 과소평가가 과도한 위험 감수를 유발할 수 있으며, 이는 포트폴리오가 예상보다 높은 수준의 시장 변동성에 노출되도록 만든다. 반면, VaR의 과대평가로 인해 최대손실 위험에 대한 과잉 반응이 나타나고, 지나치게 신중한 전략이 잠재적 수익을 감소시키며 포트폴리오의 성장을 저해할 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 논문은 간격 효과를 반영한 위험 척도의 재조정이 필요하다고 강조한다. 가능한 경우 더 빈번한 가격 관찰 데이터를 활용하거나, 드문 데이터의 영향을 보정할 수 있는 위험 모델을

조정함으로써 펀드 매니저들은 위험 평가를 현실에 더 잘 맞출 수 있다. 이를 통해 포트폴리오의 효율성과 자원 배분을 개선하고, 다양한 시장 상황에서 균형 잡힌 위험 관리 접근법을 보장할 수 있다.

이 논문은 간격 효과에 대한 분석 범위를 체계적 위험 척도와 체계적 위험 척도를 VC 포트폴리오로 확장함으로써 기존 문헌에 기여한다. 또한 드문 가격 관찰이 일반적인 환경에서 위험 관리를 위한 실질적인 통찰을 제공하며, 정확하고 효과적인 포트폴리오 결정을 보장하기 위해 위험 척도를 조정하는 중요성을 강조한다. 연구 결과는 간격 효과에 대한 보다 정교한 이해가 벤처 캐피털 펀드의 전반적인 투자 전략을 강화하고, 결국 자원 배분의 효율성과 포트폴리오 성과를 개선할 수 있음을 시사한다.

본 연구는 본래 비상장 상태의 스타트업이나 벤처캐피털 포트폴리오를 대상으로 하는 것이 가장 적절하며 실증적으로 의미 있는 결과를 제공할 수 있으나, 현실적으로 비상장 기업의 거래 데이터가 매우 제한적이고 체계적인 가격 관찰이 어려워 데이터를 확보하는 데 어려움이 있다. 따라서 본 연구는 이러한 데이터의 한계를 극복하기 위해 스타트업과 유사한 리스크 프로파일을 갖고 있는 코스닥의 저유동성, 저시가총액 상장기업의 데이터를 대체 자료로 활용하였다. 이러한 접근은 비상장 기업과 상장기업 간의 특성 차이에 따른 한계점이 존재하지만, 간격효과가 리스크 측정에 미치는 영향을 이론적으로 명확히 제시할 수 있다는 장점도 함께 제공한다. 향후 비상장 기업의 데이터가 충분히 확보될 수 있는 여건이 마련된다면, 본 연구에서 제시한 이론적 분석 결과의 실증적 타당성을 보다 엄밀하게 검증할 수 있을 것이며, 이 과정에서 본 논문이 제시한 이론적 접근법이 갖는 함의와 현실적 타당성을 더욱 구체적으로 평가할 수 있을 것이다.



[6] 부록

부록1. Propositon 1 증명

Remark 1에 제시된 $\beta_{PM}(h)$ 식의 첫 두항은 상수항이므로 아래 제시된 세 번째 항의 함수만 미분이 필요하다.

$$f(h) = \left(\frac{1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h}}{1 - e^{-2\theta_M h}} \right)$$

분자의 미분:

$$\frac{\partial(1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h})}{\partial h} = (\theta_{P1} + \theta_M)e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h}$$

분모의 미분: $\frac{\partial(1 - e^{-2\theta_M h})}{\partial h} = 2\theta_M e^{-2\theta_M h}$

이를 바탕으로 전체 미분값을 도출하면

$$\frac{\partial \beta_{PM}(h)}{\partial h} = \frac{\left(\frac{2\theta_M}{\theta_{P1} + \theta_M} \right) (\beta_G + \theta_{P2})}{(\theta_{P1} + \theta_M)e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h} (1 - e^{-2\theta_M h}) - 2\theta_M e^{-2\theta_M h} (1 - e^{-(\theta_{P1} + \theta_M)h})} > 0$$

부록2. Propositon 2 증명

Remark 2 식의 첫 번째와 두 번째 항을 따로 미분해

야 한다.

$$VaR_{0.99}^{rP} = -\mu_P h + 1.65 \sqrt{\sigma_P^2 \left[\frac{(1 - e^{-2\theta_M h})\theta_{P2}^2}{2\theta_M} + \frac{(1 - e^{-2\theta_{P1} h})}{2\theta_{P1}} \right]}$$

첫 번째 항 미분: $-\mu_P$

두 번째 항 미분:

$$f(h) = \sigma_P^2 \left[\frac{(1 - e^{-2\theta_M h})\theta_{P2}^2}{2\theta_M} + \frac{(1 - e^{-2\theta_{P1} h})}{2\theta_{P1}} \right] \text{라 하자}$$

체인룰을 적용하면

$$\frac{d}{dh} \sqrt{f(h)} = \frac{f'(h)}{2\sqrt{f(h)}} = \frac{1}{2\sqrt{f(h)}} (\theta_{P2}^2 e^{-2\theta_M h} + e^{-2\theta_{P1} h}) \sigma_P^2$$

그러므로 두 항의 미분값을 더하면

$$\frac{d(VaR_{0.99}^P)}{dh} = -\mu_P + \frac{1.65}{2\sqrt{f(h)}} \sigma_P^2 (\theta_{P2}^2 e^{-2\theta_M h} + e^{-2\theta_{P1} h})$$

참고 문헌

- 김영준·임상빈·양기성, 2024, 투자 지표로써 거래량의 유의성에 관한 연구. *자산운용연구*, 제12권, 제1호, pp. 1 - 30.
- 우민철, 2023, 초단기 알고리즘 거래자의 투자성과 분석. *자산운용연구*, 제11권, 제1호, pp. 56 - 77.
- 조정근·김진우, 2017, Making a Bet at a Right Time : Style and Volatility Timing Abilities of Korean Equity Hedge Funds. *자산운용연구*, 제5권, 제2호, pp. 21 - 39.
- Dimson, E., 1979, Risk Measurement When Shares Are Subject to Infrequent Trading. *Journal of Financial Economics*, Vol. 7, No. 2, pp. 197-226.
- Fama, E., 1970, Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, Vol. 25, pp. 383-417.
- Fisher, L., 1966, Some New Stock-Market Indexes. *The Journal of Business*, Vol. 39, No. 1, pp. 191-225.
- Goyal, A., and Santa-Clara, P., 2003, Idiosyncratic Risk Matters! *The Journal of Finance*, Vol. 58, No. 3, pp. 975-1007.
- Hong, K., 2016, "Analytical Method of Computing Stressed VaR with CoVaR", *Journal of Risk*, Vol. 19, No. 3, pp. 85-106
- Hong, K., and Satchell, S., 2014, The Sensitivity of Systematic Risk to the Return Measurement Interval When Log Prices Follow an Ornstein-Uhlenbeck Process. *The European Journal of Finance*, Vol. 20, No. 3, pp. 264-290.
- Jegadeesh, N., and Titman, S., 1993, Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, Vol. 48, No. 1, pp. 65-91.
- Lo, A.W., and MacKinlay, A.C., 1988, Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, Vol. 1, No. 1, pp. 41-66.
- Lo, A.W., and J. Wang., 1995, Implementing option pricing models when asset returns are predictable. *Journal of Finance*, Vol. 50, No. 1, pp. 87-129.
- Mandelbrot, B., 1963, The Variation of Certain Speculative Prices. *The Journal of Business*, Vol. 36, No. 4, 394-419.
- Osborne, M. F. M., 1959, Brownian Motion in the Stock Market. *Operations Research*, Vol. 7, No. 2, pp. 145-173.
- Ryu, J., and K., Hong, 2025, Beta Under Fire, CoVaR Over the Top: Risk Misjudgments in Venture Capital due to Infrequent Price Observation, *working paper*, Hongik University
- Scholes, M., and Williams, J., 1977, Estimating Betas from Nonsynchronous Data. *Journal of Financial Economics*, Vol 5, No. 3, 309-327.



Illusion in Risk Measurement of Startup Stocks: The Intervalling Effect's Role in Deflated Beta and Exaggerated VaR

KiHoon Hong* (Hongik University)

Jiye Ryu** (Hongik University)

Abstract

Venture capital (VC) portfolios are often composed of illiquid and infrequently traded assets, making them susceptible to the intervalling effect, which distorts the measurement of systematic risk (beta) and value at risk (VaR). This study provides a theoretical and empirical analysis of the impact of the intervalling effect on risk assessment in VC portfolios, demonstrating that as the observation interval increases, beta tends to be underestimated while VaR is overestimated. These distortions can lead to inaccurate risk evaluations and inefficient investment decisions by portfolio managers. This research highlights the need for adjusted risk measures to account for the intervalling effect and emphasizes the importance of more frequent data observations, offering practical insights to enhance risk management and resource allocation efficiency in VC portfolios.

Keyword: *Intervalling Effect, Systematic Risk, Value at Risk (VaR), Venture Capital, Startup Investment, Liquidity, Risk Management*

Article history : Received 28 February 2025, Revised 4 April 2025, Accepted 20 May 2025

JEL Classification: G11, G14, G41

* College of Business, Hongik University

** Department of Art and Cultural Management, Hongik University

Corresponding Author: rjy1524@naver.com

www.kci.go.kr

