

핀테크 금융서비스 확대에 따른 금융시장 위험 분석; 델타 CoVaR를 이용한 접근

김채현¹, 박유정², 오정하³

코로나(COVID-19) 확산은 대면 영업에서 비대면 금융으로의 전환점을 가져왔다. 이러한 흐름 속에서 Finance(금융)와 Technology(기술)의 합성어인 핀테크(FinTech)라는 새로운 용어가 등장하였다.

그러나 핀테크의 확산과 관련 규제의 완화 속에서 금융시스템 내 경쟁이 심화되고, 위험추구적인 행태가 강화되며 금융시스템의 안정성에 대한 우려가 커졌다. 이에 본 연구는 $\Delta CoVaR$ 을 이용하여 코로나 발생을 기점으로 핀테크 금융서비스 확대에 따른 금융시장 위험을 분석하였다.

우선, 코로나 발생 이전인 2015년 1월부터 2019년 12월, 코로나 발생 이후인 2020년 1월부터 2023년 12월까지 기간으로 나누어 '핀테크 관련 기업', '금융지주 및 은행', '증권', '보험', '빅테크', '기타' 업권의 52개 기업의 주가데이터를 로그 차분하여 수익률을 도출하였다. 이후 VaR 과 분위수 회귀분석을 통해 금융시스템의 위험을 나타내는 $\Delta CoVaR$ 을 추정하였다.

$\Delta CoVaR$ 분석 결과 코로나 발생 이후 금융시스템 내 모든 개별기업의 $\Delta CoVaR$ 이 증가하여 금융시스템 위험의 절대적 크기가 커졌음을 확인하였다. 또한, 핀테크 관련 기업의 $\Delta CoVaR$ 은 타 업권에 비해 작게 추정되어 선행연구와 유사한 결론을 얻을 수 있었다. 마지막으로 코로나 발생 이후 핀테크 관련 기업의 $\Delta CoVaR$ 이 증가하였음을 확인하였다.

주요키워드: 코로나(COVID-19), 핀테크(Fintech), VaR , $CoVaR$, $\Delta CoVaR$, 분위수회귀분석, 금융

¹ 고려대학교 경제학과 학사과정

² 고려대학교 행정학과 학사과정

³ 고려대학교 행정학과 학사과정

시장 위험

목차

I. 논의배경 및 연구목적

II. 본론

1. 핀테크 개요

- 1.1. 정의 및 특징
- 1.2. 핀테크 긍정적 영향
- 1.3. 주요 잠재 리스크
- 1.4. 리스크 전이 경로
- 1.5. 핀테크 현황
 - 1.5.1. 국내은행
 - 1.5.2. 핀테크 기업
- 1.6. 기존 금융기관의 대응
 - 1.6.1. 핀테크 기업과의 경쟁
 - 1.6.2. 핀테크 기업과 협업

2. 실증분석

- 2.1. 이론적 배경
 - 2.1.1. VaR
 - 2.1.2. $CoVaR$
 - 2.1.3. $\Delta CoVaR$
- 2.2. 데이터 및 추정방법
 - 2.2.1. 데이터
 - 2.2.2. VaR 추정
 - 2.2.3. $CoVaR$ 추정
 - 2.2.4. $\Delta CoVaR$ 추정
 - 2.2.5. 유의성 검정
- 2.3. $\Delta CoVaR$ 추정 결과 및 해석

III. 결론

1. 요약
2. 의의 및 정책적 시사점
3. 한계

IV. 참고문헌

V. 부록

I. 논의배경 및 연구목적

2016년 전후부터 비대면으로도 금융계좌 개설이 가능해지면서 금융회사는 비대면 채널의 금융상품 판매 역량을 강화하는 등 4차 산업혁명 흐름 하에 금융업종은 금융과 기술의 결합으로 금융의 디지털 전환이 점진적으로 진행되고 있었다(임병권, 2020). 그러나 코로나19는 금융의 디지털화를 가속화시켰다. 코로나19로 인한 온라인 거래 선호 경향 증가와 금융회사의 채택·유연 근무 확대 등은 금융의 디지털·비대면화를 심화시켰다(금융위원회, 2020b). 코로나 19가 가져온 전 사회적 디지털화가 금융부문의 변화에서 두드러지게 나타난 것이다.

이런 변화는 금융부문에서 효율성, 편리성, 다양한 서비스라는 장점을 가져오기도 했지만 리스크의 증가 및 집중, 경쟁질서의 혼란, 소비자 보호 필요성 등의 문제들이 나타났다(최승필·이효경, 2022). 특히 리스크 증가에 있어 여러 쟁점이 발생하였다. 리스크 통제와 금융시스템의 안정이라는 주요 쟁점이 담고 있는 내용은 첫째로, 핀테크 산업은 디지털화에 근간을 두고 있어 사이버 공격에 취약한 사이버 리스크를 안고 있다. 또한 고도의 기술적 인프라에 의존하기 때문에 기술적 문제 발생 시 큰 리스크를 안게 된다. 기술을 제공하는 제3기관의 리스크가 전이되기도 한다. 둘째로, 대형 빅테크가 자금중개 서비스를 하며 시장에 진출할 경우 다양한 경로로 금융안정성을 저해할 수 있다. (이병운·서정호, 2021) 빅테크와 기존 은행 간 과도한 경쟁에 의해 시장 전체적으로 위험 추구가 확대되면서 금융안정성이 저해될 수 있고, 빅테크의 주요 사업인 비금융업의 리스크가 금융업으로 전이될 위험도 있다. 대형화된 빅테크의 경영실패나 운영위험 발생은 고스란히 금융시스템 리스크로 전이될 수 있다. 셋째로, 핀테크 기업들이 유사 은행서비스를 기존 은행들보다 저렴하게 제공함에 따라 경쟁이 심화되어 기존 은행의 수익성이 악화될 수 있고, 이에 따라 기존 은행들이 공격적인 경영을 하게 되어 금융시스템의 안정성이 저해될 수 있다.

지난 2023년 5월 세계보건기구가 신종 코로나바이러스 감염증이 더 이상 국제적인 공중보건 비상사태가 아니라고 선포했다. 그로부터 1년이 지난 지금 코로나19가 가속화시킨 금융의 디지털화, 즉 핀테크와 빅테크가 정말 언급된 리스크를 증가시켰는지 실증적으로 확인할 필요가 있다. 핀테크와 빅테크의 리스크 증대와 금융시스템 안정 저해 가능성은 이론적으로 꾸준히 주장되어 왔고, 코로나 이전의 경우 이를 측정하려는 연구가 존재했으나 코로나 이후로는 잘 찾아볼 수 없다. 이러한 시의성에서 본고는 코로나 이전과 코로나 이후를 코로나19 팬데믹이 선언된 2020년을 기준으로 나누어 금융시스템의 리스크를 측정하고 그 결과를 분석하고자 하였다.

본고가 채택한 리스크 측정 방법은 주가를 로그 차분한 데이터를 수익률로 사용해 추정한 $\Delta CoVaR$ 이다. $CoVaR$ 은 개별 금융기관의 상태를 조건부로 하였을 때 전체 금융시스템이 겪을 수 있는 최대 위험의 정도를 나타내는데, 이를 이용한 $\Delta CoVaR$ 은 i 기업이 극단적인 상황에 처해있을 때의 $CoVaR$ 값에서 i 기업이 일반적인 상황에 처해있을 때의 $CoVaR$ 값을 차감한 것이다. 즉 i 기업이 전체 시스템 위험에 기여하는 정도를 파악할 수 있다. 우리가 측정하고자 하는 리스크는 개별 금융기업의 리스크나 금융시스템 단독의 리스크가 아닌, 특정 기업군의 개별 금융기업에 영향을 받는 전체 금융시스템의 리스크이다. 또한 특정 기업이 전체 금융시스템에 얼마나 기여하는지를 파악하는 데에 목표가 있기 때문에, 개별 금융기관이 금융시스템에 줄 수 있는 리스크와 그 기여도를 산정하기 위해 등장한 $\Delta CoVaR$ 이 이 목표에 가장 알맞다고 판단하였다. 또한 $\Delta CoVaR$ 측정에 사용되는 수익률을 주가로 선정한 것은 금융시스템의 안정에 큰 기여를 하는 소비자 심리를 반영할 수 있다.

II. 본론

1. 핀테크 개요

1.1. 정의 및 특징

핀테크(FinTech)는 금융(Finance)과 기술(Technology)의 합성어이다. 이는 금융 서비스와 정보기술의 융합으로 나타나는 금융서비스와 산업의 변화를 나타낸다. 핀테크는 빅데이터(big data), 머신러닝(machine learning), 인공지능(artificial intelligence), 블록체인(block chain) 등 기술을 금융서비스에 접목시켜 금융혁신을 이끌어내고 있다. 금융서비스 제공자는 정보처리 비용의 감소, 거래비용을 감소시킨다. 또한, 금융서비스의 이용자는 전통적 금융서비스에 비교하여 더 많은 정보를 얻을 수 있으며, 비대면으로 거래할 수 있다.

핀테크가 확산되는 주요 이유는 공급측 요인과 수요측 요인으로 설명할 수 있다. 공급측 요인으로 빅데이터(big data), 머신러닝(machine learning), 인공지능(artificial intelligence), 블록체인(block chain) 등 IT기술의 발달, 기존 금융기관에 대한 규제 심

화, 거래비용 절감 등이 있다. 수요측 요인으로서는 핀테크 확대에 따른 편리성, 거래비용 절감 등의 고객편익과 코로나(COVID-19)의 확산으로 비대면 금융서비스의 필요성 강조 등이 있다(목정환, 2018).

핀테크의 확산은 금융업의 비즈니스 모델과 업무행태에 큰 변화를 초래하였다. 기존의 비즈니스 모델이 예대 마진에 따른 수익창출을 중심으로 하는 반면, 핀테크 확대에 따라 모바일, 인터넷 상에서 간편하고 저렴한 상품을 제공하여 이용자를 증대한다. 또한 이용자를 대상으로 마케팅, 광고 등 다양한 업무를 추진하고 있다(김범수·윤지환, 2021).

최근에는 비금융기관이 기술경쟁력을 바탕으로 금융서비스를 제공하는 토스(Toss)와 같은 기업이 증가하고 있다. 또한, 카카오, 네이버 등 빅테크 기업이 클라우드, 네트워크 서비스를 기반으로 금융시장에 등장하며 큰 변화를 일으키고 있다.

1.2. 핀테크 긍정적 영향

핀테크는 금융 접근성 향상, 비용 절감, 속도와 효율성 향상, UI/UX 개선으로 금융 산업에 혁신을 가져왔다.

핀테크는 인터넷과 스마트폰 등을 이용한 금융 서비스 제공을 통해 기존의 금융 서비스에 접근하기 어려웠던 사용자들에게도 금융 서비스를 쉽게 이용할 수 있도록 하였다. 예를 들어, 은행 지점이 부족한 지역에서도 모바일 뱅킹 앱을 통해 계좌 개설, 송금, 대출 신청 등의 다양한 금융 거래를 할 수 있게 되어 금융에 대한 접근성을 크게 향상시켰다.

또한 핀테크는 자동화된 시스템과 효율적인 운영을 통해 전통 금융 서비스보다 낮은 비용으로 금융 서비스를 제공하였다. 예를 들어, P2P 대출 플랫폼은 중개 기관을 거치지 않고 대출자와 투자자를 직접 연결하여 대출 이자율을 낮추고, 수수료를 절감하는 것이 가능해졌다.

핀테크는 금융 서비스의 속도와 효율성을 크게 향상시키기도 하였다. 블록체인 기술을 활용한 송금 서비스는 기존 송금 서비스보다 훨씬 빠르고 저렴하게 거래를 처리하였다. AI 기반의 로보 어드바이저는 사용자의 투자 목표와 위험 성향을 분석하여 자동으로 포트폴리오를 최적화하는 기능도 수행하는 것이 가능해졌다.

더불어 사용자 중심의 설계를 통해 금융 서비스 사용의 편리함을 높였다. 모바일과 웹

인터페이스는 직관적이고 사용하기 쉬운 UI와 실시간 알림 기능을 제공하여 사용자의 편의성을 극대화하였다. 또한, 24시간 고객 지원을 통해 언제든지 도움을 받을 수 있는 환경을 조성하였다.

1.3. 주요 잠재 리스크

한편 핀테크에는 금융안정을 저해할 수 있는 리스크도 내재되어 있어 이에 주의할 필요가 있는데, 주요 잠재 리스크에는 신용 리스크, 사이버 리스크, 기술 관련 리스크, 제3기관 리스크, 암호자산의 가격변동 리스크를 들 수 있다(목정환, 2018). 이는 코로나 19를 거치며 더욱 심화되었다.

첫째, 신용 리스크는 신용 평가의 어려움으로 발생하는 리스크이다. 핀테크는 대출과 같은 금융 서비스를 제공하면서 신용 리스크를 관리해야 한다. 가령, 핀테크에서 쉽게 보이는 P2P 대출 플랫폼은 투자자와 대출자를 직접 연결해 대출을 진행하므로, 신용 평가가 매우 중요하다. 코로나19 팬데믹 동안 많은 사람들이 갑작스러운 실직과 소득 감소로 신용 리스크가 증가하기도 하였다.

둘째, 사이버 리스크는 사이버 공격으로 인한 금융 위험 리스크이다. 또한 핀테크 산업은 디지털화에 근간을 두고 있기에 사이버 공격에 취약한데, 코로나19로 인해 비대면 서비스의 수요가 급증하면서 핀테크 플랫폼에 대한 사이버 공격도 증가하였다. 이러한 사이버 리스크는 고객의 개인 정보 유출, 금융 사기 등 심각한 문제를 초래할 수 있다.

셋째, 기술 관련 리스크는 기술적 오류로 발생할 수 있는 금융 위험 리스크이다. 고도의 기술적 인프라에 의존하는 핀테크 서비스는 기술적 문제 발생 시 큰 리스크를 갖게 된다. 서버 과부하, 기술적 오류 등은 사용자의 신뢰를 저해하고, 금융 서비스의 연속성을 방해할 수 있다. 코로나19 팬데믹 기간 동안 원격 근무와 온라인 서비스의 수요가 급증하면서 기술적 인프라의 안정성이 더욱 중요해졌다.

넷째, 제3기관 리스크는 기업 간 위험이 전파될 수 있는 리스크이다. 더불어 핀테크 서비스는 종종 제3기관과의 협력을 통해 제공된다. 이러한 제3기관의 리스크는 핀테크 기업에도 영향을 미칠 수 있다. 코로나19로 인해 많은 기업들이 운영상의 어려움을 겪으며 문제가 발생하였고, 이는 서로 간 리스크의 전이로 이어질 수 있다.

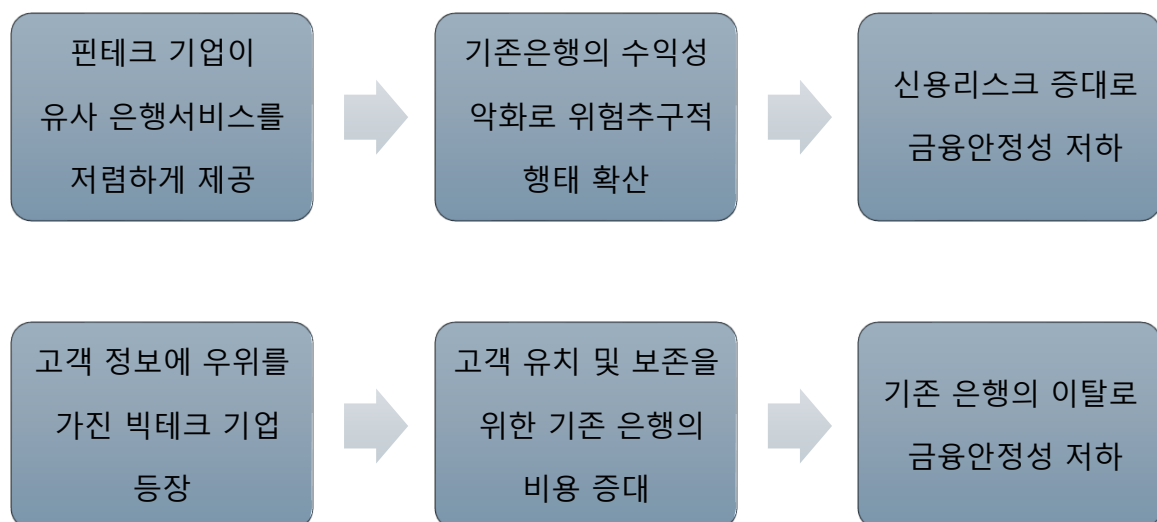
마지막으로, 암호자산 가격변동 리스크는 핀테크에서 일부 사용되는 암호자산의 가격변동성으로 인해 발생하는 리스크이다. 코로나19 팬데믹 초기 경제가 큰 혼란을 겪으

며 암호자산의 가격이 급격히 변동하는 현상이 나타났다. 이러한 변동성은 투자자들에게 큰 손실을 초래할 수 있으며, 암호화폐를 이용한 금융 서비스의 안정성을 저해할 수 있다.

1.4. 리스크 전이 경로

핀테크와 관련된 리스크는 다양한 경로로 금융시장 전반에 전이될 수 있다. 첫째로, 위험추구적 행태의 확산이다. 핀테크 기업들이 송금, 결제, 대출 등 유사 은행서비스를 기존 은행들보다 저렴하게 제공함에 따라 경쟁이 심화되어 기존 은행의 수익성이 악화될 수 있다. 이에 기존 은행들이 이를 보전하기 위해 좀 더 공격적인 경영을 하게 되는 등 위험 추구적인 행태가 확산되어 전체 금융시스템의 안정성이 저해될 수 있다.

둘째로, 기존은행의 이탈이다. 방대하게 축적된 고객 정보에 대한 우위를 바탕으로 한 빅테크 기업들과 기존 금융기관과의 경쟁 속에서 기존 금융기관들은 고객 유치 및 보존을 위해 예금 금리를 인상하거나 수수료를 인하해야 할 압력이 증대, IT 시스템 교체를 위한 대규모 투자가 요구된다. 이에 비용 증대에 대한 압력으로 순이익이 감소한 결과 시장에서 이탈함에 따라 금융시스템의 안정성이 저하될 수 있다(김범수·윤지환, 2021).



1.5. 핀테크 현황

핀테크 확대는 국내 은행 등 기존 금융기관에서 제공하는 금융서비스와 업무처리에 영향을 주며, 한편으로는 비금융기관의 금융시장 진입을 확대시키고 있다. 따라서 이하에서는 ‘국내 은행의 금융서비스와 업무처리 현황’ 및 ‘국내 핀테크 기업 수와 분포’를 파악하여 두 가지 영향을 살펴보고자 한다.

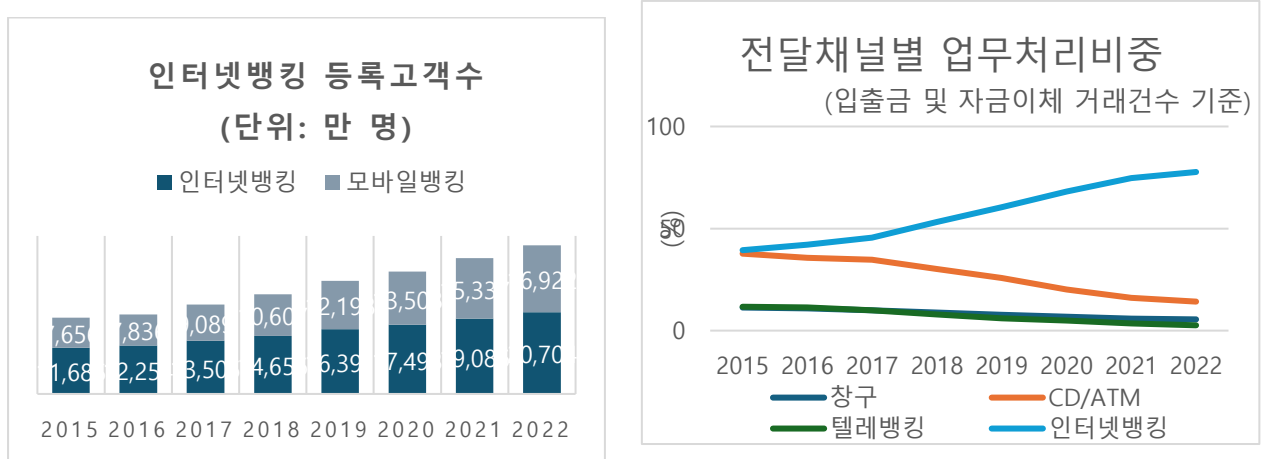
1.5.1. 국내 은행

2023년과 2018년에 한국은행에서 발표한 국내은행 인터넷뱅킹과 모바일 뱅킹 서비스 이용행태 조사 보고서에 따르면, 인터넷 뱅킹과 모바일 뱅킹은 지속적으로 확대되고 있다. 첫번째로 국내 은행의 인터넷 뱅킹과 모바일 뱅킹 등록 고객 현황이다. [그림 1]에서 인터넷 뱅킹 등록 고객 수와 모바일 뱅킹 등록 고객 수는 2015년 이후 꾸준히 증가하고 있다. 이는 핀테크 확대에 전환된 비즈니스 모델에 따라 모바일, 인터넷 상에서 간편하고 저렴한 상품을 제공하여 이용자가 증가한 결과로 보인다.

둘째로, 국내 은행의 인터넷 뱅킹을 이용한 자금이체와 대출신청에서 이용건수와 금액 규모 현황이다. [그림 2]에서 인터넷 뱅킹을 이용한 자금이체와 대출신청에 있어 이용건수와 금액규모도 모두 증가하고 있다. 이는 이용자 중 대면이 아닌 비대면으로 금융서비스를 이용하는 비중이 증가하고 있음을 보여준다.

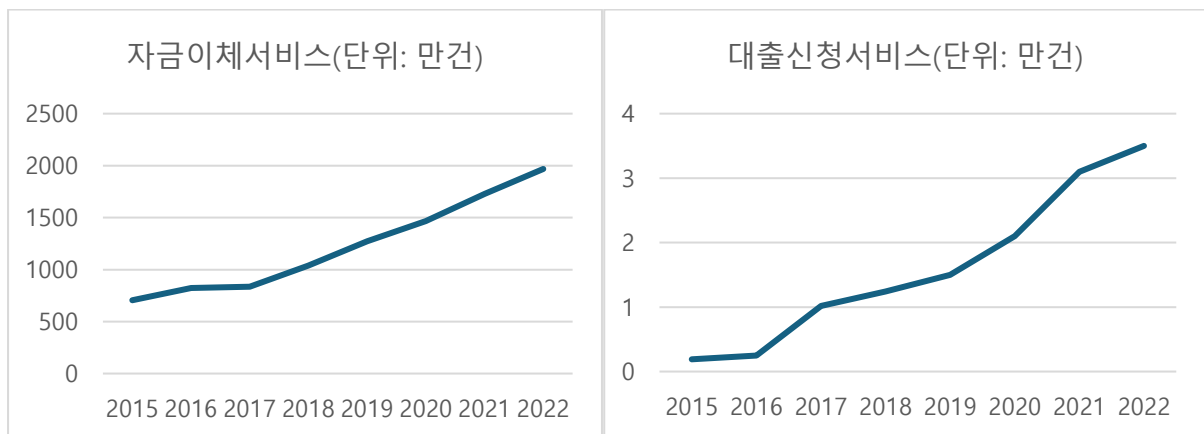
셋째로, 국내 은행의 전달채널별 업무처리비중 현황이다. [그림 1]에서 전달채널별 업무처리비중을 살펴볼 때, 창구, CD/ATM, 텔레뱅킹 등 전통적인 전달채널이 감소하는 추세임에 반해, 인터넷 뱅킹을 통한 업무처리는 꾸준히 증가하고 있다. 특히 코로나(COVID-19) 발생 시점인 2020년 이후로는 인터넷 뱅킹이 70%이상을 계속해서 차지하고 있음을 확인할 수 있다. 이는 코로나를 기점으로 비대면 금융서비스에 대한 수요가 증가함에 따라 인터넷 뱅킹을 중심으로 국내 은행의 업무 형태가 변화하였음을 알 수 있다.

[그림 1] 인터넷뱅킹 등록고객수 및 전달채널별 업무처리비중



자료: 한국은행

[그림 2] 자금이체서비스 및 대출신청서비스



자료: 한국은행

1.5.2. 핀테크 기업

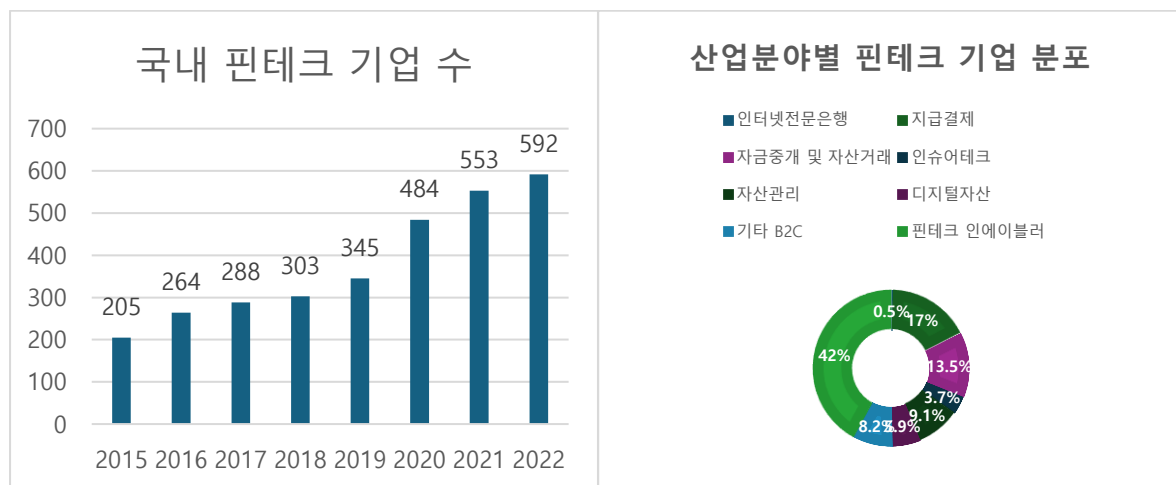
한국핀테크지원센터에서 발간한 2022 핀테크 산업 현황 조사에 따르면, 국내 핀테크 기업 수와 분포는 다음과 같다.

첫째로, 국내 핀테크 기업 수 현황이다. 국내 핀테크 기업의 수는 2015년 이후로 지속적으로 증대되고 있다. 2022년을 기준으로 핀테크 기업은 592개에 달한다. [그림 3]에서 특히 코로나(COVID-19) 발생 시점인 2020년에 핀테크 기업 수가 크게 증가하였음을 확인할 수 있다. 이는 코로나를 기점으로 비금융기관이 금융시장에 진입함에 따른 결과로 보

인다.

둘째로, 국내 핀테크 기업 분포 현황이다. [그림 3]에서 2022년 기준 산업분야별 핀테크 기업의 분포를 살펴볼 때, 핀테크 인에이블러⁴의 규모가 42%로 가장 크고, 지급결제(17%), 자금중개 및 자산거래(13.5%)가 뒤따르는 것을 확인할 수 있다. 인에이블러에 속하는 기업이 차지하는 비중이 높음을 통해 아직까지는 기존의 금융기관에서 IT 기술을 통해 금융서비스의 혁신을 가져오고자 하는 핀테크 유형이 우세함을 알 수 있다.

[그림 3] 국내 핀테크 기업 수 및 분포



자료: 한국핀테크지원센터

1.6. 기존 금융기관의 대응

1.6.1. 핀테크 기업과의 경쟁

핀테크의 시장 진입에 대응하기 위해 기존 금융기관들은 제공하던 금융 서비스의 디지털 전환을 확대 중에 있다. 모바일 뱅킹, 인터넷 뱅킹, 비대면 서비스 확대 등을 통해 고객에게 보다 편리한 서비스를 제공함으로써 핀테크 기업과의 경쟁에서 뒤처지지 않도록 노력하고 있다.

또한, 기존 금융기관들은 혁신적인 금융 상품과 서비스의 개발로 핀테크 기업과의 경쟁력을 키우는 중에 있다. 혁신적 금융 상품과 서비스에는 다양한 고객의 요구에 맞춘 맞춤형

⁴ 핀테크 인에이블러는 기존 금융 프론티어에서 고객과의 관계를 고도화하는 기술을 의미한다.

대출 상품, 투자 서비스의 자동화, 인공지능을 기반으로 한 자산 관리 등이 포함된다.

1.6.2. 핀테크 기업과의 협업

한편 기존 금융기관들은 핀테크 기업들을 오로지 경쟁 상대로만 보지 않고, 협업을 통해 상호 보완적인 관계를 구축하고자 하는 모습도 보이고 있다. 핀테크 기업의 혁신적 기술, 금융기관의 신뢰성과 안정성을 하나로 하여, 더욱 혁신적인 금융 서비스를 창출하고자 한다.

핀테크 스타트업을 지원하고자 인큐베이터 혹은 액셀러레이터 프로그램을 진행하기도 한다. 이러한 프로그램은 혁신적인 아이디어는 존재하지만 자본이 부족한 초기의 핀테크 기업들에 자금 지원, 멘토링, 네트워킹과 같은 체계를 제공하여 이들이 보다 성장할 수 있도록 한다.

또한, 금융기관들은 오픈 API(Application Programming Interface)를 통해 핀테크 기업들이 해당 기관의 금융 서비스를 보다 쉽게 통합하고 활용하는 것이 가능하도록 제공하기도 한다. 핀테크 기업들은 인프라를 바탕으로 서비스를 개선 혹은 새로운 서비스의 개발이 가능해지고, 금융기관은 개선된 서비스 제공이 가능해진다.

2. 실증분석

2.1. 이론적 배경

2.1.1. VaR

VaR은 금융기관 등에서 위험 수준을 측정하기 위해 주로 사용하는 지표이다. 김미리(2024)는 VaR을 정상적인 시장 상황에서 일정한 기간 동안 주어진 신뢰 수준(Confidence level) 및 확률분포 전제하에서 발생할 수 있는 최대손실금액 또는 가능성으로 정의하였다. 처음 사용되기 시작한 곳은 J. P. Morgan으로, 최대 손실 규모를 측정하기 위해 사용하기 시작하였다. BIS에서 사용을 권고하기 시작하며 확산되었고, 대한민국에서도 1997 IMF 외환위기 이후 널리 사용되기 시작하였다.

주로 사용되는 신뢰 수준은 95%로, 해당 신뢰 수준 하에서의 VaR 을 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$Pr[X^i \leq VaR_{95}^i] = 95\% \quad (1)$$

VaR 도출 방법에는 역사적 시뮬레이션, 몬테카를로 시뮬레이션 등이 존재한다. 본고는 권용재, 전봉걸, 전승환(2023)을 따라 X^i 의 표본으로 평균과 분산을 측정하고 X^i 가 정규 분포를 따른다고 가정, X^i 의 95백분위수에 해당하는 값을 계산하는 방법으로 VaR_{95}^i 값을 도출하였다.

VaR 은 회계자료 등이 제공하지 못하는 리스크에 대한 구체적인 정보를 제공한다는 점, 하나의 수치로 나타나기에 금융기관 간 리스크를 비교할 수 있다는 점, 계산의 용이성 등의 장점으로 널리 사용되고 있다.

2.1.2. CoVaR

한편, VaR 은 개별적인 금융기관이 처할 수 있는 최대 위험을 나타내는 데는 효율적이지만, 시스템 전반의 리스크를 측정하는 데는 어려움이 있다. 2007년 금융위기 이후, 해당 문제점이 더욱 부각되기 시작하였다. 금융권 전반에 걸쳐 위험이 전파된 2007년 서브프라임 모기지 사태로 인해, 금융기관 간 상호의존성이 강조되기 시작하였고, 개별 금융기관이 금융시스템에 줄 수 있는 리스크를 산정하는 것이 중요한 과제로 남게 되었다. 이에 대해 Adrian, Brunnermeier (2008, 2009)가 대안으로 제시한 것이 $CoVaR$ 이다.

$CoVaR$ 은 VaR 에 접두사 ‘Co-’를 결합하여, 조건적 의미를 더한 지표이다. Adrian, Brunnermeier (2008, 2009)는 특정 금융권역이 VaR 수준의 위기를 겪을 조건 하에서 발생되는 다른 권역의 조건부 VaR 을 $CoVaR$ 로 정의하였다. 금융권역 i 가 95% 수준의 위기에 처해 있고, 신뢰 수준을 95%로 두고자 할 때, 이를 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$Pr[X^{system} \leq CoVaR_{95}^{system|i} | X^i = VaR_{95}^i] = 95\% \quad (2)$$

$CoVaR$ 값을 도출하기 위한 방법으로 가장 흔히 사용되는 방법은 분위수 회귀분석 방법이다. 분위수 회귀모형은 종속변수의 조건부 평균을 추정하는 일반적인 OLS 모형과는 달리 조건부 분위수를 추정한다. 이는 자료의 일반적인 값이 아닌 분포에서의 극단적인 값을 추정하고자 할 때 특히 유용한 분석 방법이다.

분위수 회귀분석을 통한 $CoVaR_{95}^{system|i}$ 도출 방법은 다음과 같다.

$CoVaR$ 은 X^i 값의 영향을 받아 결정되는 X^{system} 분포에서의 극단적인 값이다. 따라서 X^{system} 값을 X^i 값에 대해 95% 분위수 회귀분석을 진행하면, α_{95}^i 값과 β_{95}^i 값을 도출해낼 수 있다. 해당 분위수 회귀 모형은 다음과 같다.

$$X^{system} = \alpha_{95}^i + \beta_{95}^i X^i + \varepsilon \quad (3)$$

분위수 회귀를 통해 구한 $\hat{\alpha}_{95}^i$ 값과 $\hat{\beta}_{95}^i$ 을 통해 구성한 식(3)에 Var_{95}^i 값을 대입하여 개별 기업의 $CoVaR_{95}^{system|i}$ 값을 산출한다.

$$CoVaR_{95}^{system|i} = \hat{\alpha}_{95}^i + \hat{\beta}_{95}^i Var_{95}^i \quad (4)$$

분위수 회귀의 유의성 검정 방법으로는 부트스트랩 방법이 주로 이용된다. 부트스트랩 방법은 주어진 표본에서 재표본을 여러 번 추출하여 통계량의 분포를 구하는 기법이다. 표본에서 단순확률표본추출을 복원추출로 여러 번 진행하여 재표본을 여러 개 구성하고, 각각의 재표본에서 통계량을 산출한다. 이후, 재표본들의 통계량들이 이루고 있는 분포를 통해 신뢰 구간에 0이 포함되어 있는지 여부를 판단하고, 포함하고 있지 않은 경우 유의하다고 판단한다. 원본 데이터부터 계산한 통계량과 재표본으로부터 계산한 부트스트랩 통계량을 비교하는 추가적인 과정을 통해 p값 또한 도출할 수 있다.

2.1.3. $\Delta CoVaR$

한편, 산출한 $CoVaR$ 을 리스크 기여도 파악의 용도로 사용하기 위해서는, $\Delta CoVaR$ 값을 구할 필요가 있다. $\Delta CoVaR$ 은 i 기업이 극단적인 상황에 처해있을 때의 $CoVaR$ 값에서 i 기업이 일반적인 상황에 처해있을 때의 $CoVaR$ 값을 차감해 i 기업의 위험이 전체 시스템의 위험에 얼마나 기여하는지 확인할 수 있는 지표이다.

$$\Delta CoVaR_{95}^{system|i} = CoVaR_{95}^{system|Var_{95}^i} - CoVaR_{95}^{system|Var_{50}^i} \quad (5)$$

은행 i 의 수익률이 Var_{95}^i 일 때의 $CoVaR_{95}^{system}$ 값에서 수익률이 중앙값일 때의 $CoVaR_{95}^{system}$ 의 값을 빼 은행 i 의 리스크가 시스템 전체에 얼마나 영향을 미치는지 판단한다.

2.2. 데이터 및 추정방법

2.2.1. 데이터

본 장에서는 핀테크 관련 기업, 빅테크 기업, 금융지주, 은행 및 기타(여전, 금융서비스) 총 52개의 기업 주가 자료를 바탕으로 $\Delta CoVaR$ 추정하였다. 선행연구인 권용재, 전봉걸, 정승환(2023)의 ‘핀테크의 시스템위험에 대한 기여도: CoVaR를 이용한 접근’을 참고하여 금융시스템을 구성하는 개별기업을 선정하였다.

[표 1] 핀테크 관련 기업

KG 모빌리언스	코나아이	갤럭시아머니트리	이글루	한국전자인증
다날	인포뱅크	SBI 핀테크솔루션즈	시큐브	한국정보인증
NHN KCP	라운시큐어	이스트소프트	다우데이터	SGA 솔루션즈
KG 이니시스	이니텍	한컴위드	한국정보통신	서울전자통신

[표 2] 금융지주 및 은행

KB 금융	하나금융지주	한국금융지주	DGB금융지주
신한지주	기업은행	BNK금융지주	JB금융지주

[표 3] 증권

미래에셋증권	NH 투자증권	대신증권	신영증권	SK 증권
삼성증권	키움증권	유안타증권	교보증권	유진투자증권

[표 4] 보험

삼성생명	DB 손해보험	현대해상	롯데손해보험
삼성화재	한화생명	코리안리	한화손해보험

[표 5] 빅테크

카카오	네이버
-----	-----

[표 6]기타

삼성카드	다우기술	NICE	한국토지신탁
------	------	------	--------

이후 2015년 1월부터 2023년 12월까지 각 기업의 일별 주가 데이터를 로그 차분하여 변화율로 나타내고, 코로나 이전(15' -19')과 이후인(20' -23')로 구분하는 전 처리 과정을 거쳤다.

2.2.2.VaR 추정

식(1)에서 볼 수 있듯, VaR 은 해당 기업이 5% 꼬리 위험에 처했을 때 나타나는 자산 수익률을 의미한다. 이를 구하기 위해 주가를 로그 차분한 데이터를 수익률로 사용하였다. 이후 개별 기업의 수익률이 정규분포를 갖는다고 가정하고, 개별 기업의 수익률 자료의 0.05분위수를 구하였다. 예를 들어 코로나 이전(15' -19') 기간동안 일별 KB금융 수익률이 정규분포를 따른다고 가정하고, 정규분포상의 0.05분위수를 구하는 것이다. 이에 따라 코로나 이전과 이후 각각 52개의 개별기업의 VaR 을 구하였다.

2.2.3.CoVaR 추정

식(2)에 해당하는 $CoVaR_{95}^{system|i}$ 을 도출해야 한다. X^i 은 개별기업의 수익률, VaR_{95}^i 은 개별기업의 VaR , X^{system} 은 시스템 전체의 수익률을 의미한다. 개별기업의 수익률과 개별기업의 VaR 은 앞서 도출하였다. 따라서 시스템 전체의 수익률이 추가로 필요하다.

권용재, 전봉걸, 정승환(2023) 연구에 따라, X^{system} 은 기업 i 를 제외한 나머지 기업들의 수익률을 전기업의 개별기업의 시가총액을 가중치로 삼아 가중평균하여 산출하였다. 따라서 금융시스템에 속하는 기업 수만큼 52개의 X^{system} 가 존재하게 된다.

또한, 금융시스템을 구성하는 개별 기업 중 특정 기업의 규모가 매우 크다면 특정 기업과 금융시스템 간의 가성적인 연관성(spurious interdependence)이 나올 수 있다. 특정 기업의 $CoVaR$ 을 계산할 때 전체 금융시스템을 이루는 과정에서 동 기업을 제외함으로써 가성적 연관성을 최소화할 수 있다(권용재 외, 2023). 따라서 본 장에서 $CoVaR$ 을 계산할 때 빅테크 기업인 네이버와 카카오를 제외하였다.

*CoVaR*을 추정하기 위해서는 금융시스템의 위험이 개별기업의 위험에 얼마나 영향을 받는지 구하여야 한다. 이는 식(3)과 같이 모형을 설정하고 종속 변수의 특정 분위수에 대한 조건부 분포를 측정하는 분위수 회귀분석을 통해 도출할 수 있다.

분위수 회귀분석은 식(6)을 최소화하는 해를 구하며, R에서 *quantreg* 패키지를 통해 구할 수 있다.

$$\min \left(\tau \times \sum_{y_i \geq b_0^{(\tau)} + b_1^{(\tau)} x_i} |y_i - b_0^{(\tau)} - b_1^{(\tau)} x_i| + (1 - \tau) \times \sum_{y_i \leq b_0^{(\tau)} + b_1^{(\tau)} x_i} |y_i - b_0^{(\tau)} - b_1^{(\tau)} x_i| \right) \quad (6)$$

본고는 개별기업이 처한 위험에 따라 금융시스템의 5% 확률로 일어날 위험이 어떻게 변하는지를 구하고자 한다. 따라서 분위수를 0.05로 설정하고 *quantreg* 패키지를 시행하여 분위수회귀를 하면 해당 계수를 알아낼 수 있다. 구한 계수와 개별기업의 *VaR*을 식(4)에 대입하면 최종적으로 $CoVaR_{95}^{system|i}$ 을 구할 수 있다.

2.2.4. $\Delta CoVaR$ 추정

본고에서는 개별기업이 겪는 위험(*VaR*)이 금융시스템 전체의 위험(*VaR*)에 얼마나 기여하고 있는지를 파악하기 위하여 $\Delta CoVaR$ 을 구한다. $\Delta CoVaR$ 은 식(5)와 같이 *CoVaR*과 *median CoVaR*을 이용하여 구할 수 있다. *median CoVaR*은 기업이 중간상태(50%)에 있다는 조건 하에 금융시스템의 5% *VaR*을 도출함으로써 구할 수 있다.

최종적으로 도출한 $\Delta CoVaR$ 은 대체로 음(-)의 값을 가지며, 이하에는 절댓값 개념으로 표기한다. $\Delta CoVaR$ 이 커질수록 금융시스템 전체가 위험에 처해있을 때 개별기업이 금융시스템 전체 위험에 기여하는 정도가 커진다는 것을 의미한다. $\Delta CoVaR$ 추정 결과는 아래 [표 7]에서 확인할 수 있다.

2.2.5. 유의성 검정

본고는 *CoVaR* 추정 과정에서 분위수회귀를 실시하여 계수를 추정하였다. 본 추정이 유의한지 확인하기 위하여 *quantreg* 패키지의 부트스트랩 구문을 통해 유의성을 검정하였다. 그 결과 모든 개별기업의 신뢰구간이 0을 포함하지 않았다. 카카오와 네이버 또한 신

회구간이 0을 포함하지 않았으며 앞서 언급한 추가적인 과정을 통해 p값을 구한 값이 0에 가깝게 나와 $CoVaR$ 값이 유의하다고 판단하였다. 유의성 검정 결과는 [부록 2]와 [부록 3]을 참고한다.

2.3. $\Delta CoVaR$ 추정 결과 및 해석

[그림 4] 업권별 $\Delta CoVaR$ 추정 결과



[표 7] $\Delta CoVaR$ 추정결과

기업명	코로나 발생 이전	기업분류	기업명 2	코로나 발생 이후	기업분류 2
KB 금융	-1.676845359	금융지주 및 은행	KB 금융	-2.357031805	금융지주 및 은행
하나금융지주	-1.158270842	금융지주 및 은행	기업은행	-2.219632576	금융지주 및 은행
기업은행	-1.156994989	금융지주 및 은행	신한지주	-2.137961564	금융지주 및 은행
BNK 금융지주	-1.085241909	금융지주 및 은행	하나금융지주	-2.084329865	금융지주 및 은행
신한지주	-1.071172494	금융지주 및 은행	DGB 금융지주	-1.946469477	금융지주 및 은행
NH 투자증권	-1.043084561	증권	미래에셋증권	-1.927491085	증권
한국금융지주	-1.026610684	금융지주 및 은행	NH 투자증권	-1.908388906	증권
현대해상	-1.023592789	보험	삼성증권	-1.900971755	증권
미래에셋증권	-1.003566643	증권	DB 손해보험	-1.879484079	보험
삼성증권	-0.981926223	증권	교보증권	-1.81060046	증권
한화생명	-0.957623716	보험	BNK 금융지주	-1.782007494	금융지주 및 은행
삼성화재	-0.911734878	보험	JB 금융지주	-1.739753893	금융지주 및 은행
DGB 금융지주	-0.890609411	금융지주 및 은행	한국금융지주	-1.715675416	금융지주 및 은행
JB 금융지주	-0.856548249	금융지주 및 은행	삼성카드	-1.648940477	기타
대신증권	-0.846235203	증권	유안타증권	-1.646679901	증권
교보증권	-0.839514224	증권	대신증권	-1.536172809	증권
DB 손해보험	-0.831867992	보험	한화생명	-1.520801598	보험
유진투자증권	-0.819147247	증권	현대해상	-1.518757719	보험
삼성생명	-0.762021981	보험	키움증권	-1.485357304	증권
한화손해보험	-0.743895032	보험	삼성생명	-1.423226393	보험
키움증권	-0.733354234	증권	유진투자증권	-1.398828285	증권
유안타증권	-0.637767032	증권	코리안리	-1.368205698	보험
삼성카드	-0.578367976	기타	삼성화재	-1.361289218	보험
다우기술	-0.53337619	기타	다우데이터	-1.306047249	핀테크관련기업
롯데손해보험	-0.46476704	보험	서울전자통신	-1.159542245	핀테크관련기업
SK 증권	-0.446316535	증권	롯데손해보험	-1.127191613	보험
코리안리	-0.42953942	보험	한화손해보험	-1.121534343	보험
한국토지신탁	-0.409475434	기타	NICE	-1.099674471	기타
한국전자인증	-0.401756122	핀테크관련기업	KG 이니시스	-1.074972052	핀테크관련기업
NHN KCP	-0.396627859	핀테크관련기업	SBI 핀테크솔루션즈	-1.035546941	핀테크관련기업
이니텍	-0.381188532	핀테크관련기업	한국토지신탁	-1.019667515	기타
네이버	-0.3657696	빅테크	신영증권	-1.019415539	증권
이스트소프트	-0.362782864	핀테크관련기업	시큐브	-1.013864518	핀테크관련기업
KG 모빌리언스	-0.356810973	핀테크관련기업	다우기술	-0.985732609	기타
이글루	-0.345246324	핀테크관련기업	SGA 솔루션즈	-0.855278591	핀테크관련기업

다우데이터	-0.341792961	핀테크관련기업	네이버	-0.8219968	빅테크
카카오	-0.3331355	빅테크	카카오	-0.8199009	빅테크
KG 이니시스	-0.329718747	핀테크관련기업	SK 증권	-0.785826594	증권
서울전자통신	-0.321720377	핀테크관련기업	이니텍	-0.776747194	핀테크관련기업
시큐브	-0.313464598	핀테크관련기업	갤럭시아머니트리	-0.754449465	핀테크관련기업
한컴위드	-0.280213546	핀테크관련기업	라운시큐어	-0.753041377	핀테크관련기업
다날	-0.255481128	핀테크관련기업	이글루	-0.75262485	핀테크관련기업
한국정보인증	-0.247750417	핀테크관련기업	인포뱅크	-0.682116276	핀테크관련기업
SBI 핀테크솔루션즈	-0.244099821	핀테크관련기업	한국정보인증	-0.681188929	핀테크관련기업
라운시큐어	-0.235082921	핀테크관련기업	한국전자인증	-0.661309408	핀테크관련기업
NICE	-0.221946157	기타	KG 모빌리언스	-0.658479048	핀테크관련기업
SGA 솔루션즈	-0.205761439	핀테크관련기업	한컴위드	-0.594683488	핀테크관련기업
코나아이	-0.18819817	핀테크관련기업	NHN KCP	-0.588669035	핀테크관련기업
갤럭시아머니트리	-0.14846302	핀테크관련기업	다날	-0.549965703	핀테크관련기업
인포뱅크	-0.143966092	핀테크관련기업	이스트소프트	-0.456554738	핀테크관련기업
신영증권	-0.142842785	증권	코나아이	-0.439605169	핀테크관련기업
한국정보통신	-0.127842277	핀테크관련기업	한국정보통신	-0.320311638	핀테크관련기업

이상의 분석 결과 첫째로, 코로나 발생 이후 금융시스템 내 모든 개별 기업의 $\Delta CoVaR$ 이 증가하였다. 이는 모든 개별기업의 금융시스템 위험기여도가 커진 것으로, 코로나 발생 이전보다 이후에 금융시스템이 처한 위험의 절대적 크기가 증가하였음을 의미한다.

분석 결과 둘째로, [표 7]에서 업권별로 살펴볼 때 상위권 내에 있는 기업은 금융지주 및 은행이, 하위권 내에 있는 기업은 핀테크 관련 기업이 대부분 차지하고 있다. 즉, 금융지주 및 은행과 금융시스템 간의 강한 꼬리종속성이 존재하는 것으로 나타난다. 반면, 핀테크 관련 기업과 금융시스템 간에는 비교적 기존 금융기관보다 약한 꼬리종속성이 존재하는 것으로 나타났는데, 이는 핀테크 관련 기업의 $\Delta CoVaR$ 이 타 업권에 비해 작게 나타난다고 밝힌 권용재, 전봉걸, 정승환(2023)의 연구와 유사한 결론이다.

한편, 핀테크 산업 규모는 전세계적으로 증가하고 있기 때문에 이후 핀테크 관련 기업의 $\Delta CoVaR$ 을 유의하여 살펴볼 필요가 있다. 이는 기업규모가 클수록 실제 금융시스템에 대한 영향력이 커질 수 있기 때문이다.

셋째로, [표 7]에서 코로나 이전과 이후를 비교하면, 코로나 이전 가장 상위권의 핀테크 관련 기업은 ‘이글루’로 30위에 해당하였다. 그러나 코로나 이후 ‘다우데이터’가 25위로 보험, 증권, 기타 업권 기업이 26위 32위 사이에 혼재하며 순위가 증가하였다. 이

는 코로나 이후 우리나라 일부 핀테크 관련 기업의 꼬리종속성이 증가하였다고 볼 수 있다.

서론에서 서술하였던 바와 같이 코로나를 계기로 핀테크가 확산세가 커졌다는 점을 고려할 때, 핀테크의 확산에 따라 금융시스템 위험의 절대적 크기가 커졌다고 볼 수 있다.

이러한 결과가 나오게 된 원인을 살펴보면, 첫째로, 금융시장 내에서 경쟁이 심화되어 위험추구적 행태가 심화된 결과 신용 리스크가 증대하였을 수 있다. 이는 핀테크의 확산으로 빅테크 기업 및 인터넷 전문 은행의 시장 진입을 가속화되었기 때문이다. 핀테크 기업과 빅테크 기업이 송금, 결제, 대출 등 유사 은행서비스를 기존 은행들보다 저렴하고 빠르게 제공한 결과 기존 은행들이 이를 보완하기 위해 좀 더 공격적인 경영을 하게 된 것으로 볼 수 있다(김범수, 윤지환, 2021). 둘째로, 사이버 공격, 통신 장애 등 금융시스템 장애 리스크가 존재한다. 2023 상반기 중 200여건에 달하는 전자금융사고가 발생하였다(금융감독원, 2023). 셋째로, 금융거래의 전산화, 자동화됨에 따라 금융시장에 충격이 발생시 동조적 현상이 과잉될 가능성이 존재한다.

III. 결론

1. 요약

코로나의 확산은 비대면 금융서비스의 필요성을 증가시켜 핀테크가 확대되는 계기가 되었다. 이에 인터넷 상에서 간편하게 저렴한 상품을 제공하고 다양한 업무를 추진하는 방식으로 금융업의 비즈니스 모델과 업무 형태가 변화하였다.

이는 사용자의 접근성을 증대하고, 비용을 절감하며, 금융서비스의 속도와 효율성을 향상시키고, 편리함을 높였다. 반면, 신용리스크, 사이버 리스크, 기술 관련 리스크, 제3기관 리스크, 암호자산 변경 리스크 등 잠재된 리스크도 존재한다.

이러한 리스크는 기존은행의 위험추구적 행태를 확산시켜 신용리스크가 금융안정성을 저해하거나, 기존 은행의 비용을 증가시켜 기존 은행의 이탈로 금융안정성이 저하되는 등 금융시스템 전반에 리스크가 전이될 수 있다.

이에 본고는 코로나(COVID-19) 팬데믹으로 인해 비대면 금융이 확산되면서 따를 수 있는 위험을 분석하고자 하였다. 연구 방법으로는 코로나가 발생한 2020년 전후로 핀테크 관련 기업과 금융기관의 주가 데이터를 분류한 다음, 개별 기업이 전체 시스템의 위험에 기여하는 정도를 나타내는 $\Delta CoVaR$ 을 추정하는 것을 채택하였다. 팬데믹 시기 비대면 금융의 확산으로 인한 핀테크 기업의 금융시스템 위험 기여도 변화와 업권별 금융기관의 금융시스템 위험 기여도 변화를 확인하고자 하였다.

추정 결과 먼저 분석 대상인 핀테크 관련 기업과 기존 금융기업 52개 모두에서 $\Delta CoVaR$ 이 2020년을 기준으로 증가하였음을 확인했다. 특히 핀테크 관련 기업의 $\Delta CoVaR$ 이 증가한 것도 확인할 수 있었는데 이는 핀테크가 확산함에 따라 관련 기업이 금융시스템 전체의 위험도에 끼치는 영향이 커졌음을 보여준다. 마지막으로 업권별로 절대적 수치를 살펴해보았을 때 상위권 기업은 금융지주 및 은행이, 하위권 기업은 핀테크 관련 기업이 대부분 차지하고 있음을 확인했다. 그러나 핀테크 산업 규모는 계속해서 증가하고 있기 때문에 위험 기여도를 꾸준히 살펴볼 필요가 있다.

2. 의의 및 정책적 시사점

이상의 분석을 통해 수익률을 통해 위험의 정도를 나타내는 $CoVaR$ 을 추정하여 특정한 시기 전후 개별 기업이 전체 금융시스템에 가져오는 위험의 크기가 어떤지 확인하고, 이를 이용해 개별 기업이 전체 금융시스템의 위험에 기여하는 정도를 측정할 수 있었다. 이는 핀테크 관련 기업의 기여도를 2020년 전후로 비교하여 코로나로 인한 핀테크의 확산을 실증하고, 그 위험성을 입증할 수 있다. 또한 모든 업권에서의 기여도 지표가 커진 것

을 확인하며 비대면 금융 확산을 거치며 금융시스템이 위험에 처했을 때의 위험의 크기 자체가 커졌음을 보였다는 데에도 의의가 있다.

핀테크 기업을 대상으로 한 규제 특례, 규제 완화가 진행되고 있다. 핀테크 산업 대표자들은 더 나아가 자격 검토 완화 등 핀테크 규제 샌드박스 적극 지원을 외치고 있는 상황이다. 그러나 본 연구를 통해서 핀테크가 확산될수록 이들이 금융시스템 위험에 기여하는 정도가 커지는 것을 확인할 수 있었다. 확산하는 핀테크 기업에게 선불리 규제 특례의 문을 적극적으로 개방하는 것은 장기적으로 큰 위험을 초래할 수 있다. 금융시스템 위험에 대한 고려 이후에 규제 완화를 논의해 봐야 할 것이다.

3. 한계

먼저 본 연구의 연구 방법이 주가를 이용하였기에 상장 기업만을 대상으로 할 수 있어, 몇몇 주요 기업의 위험 기여도를 측정하지 못한 것을 한계로 꼽을 수 있다. 특히 비대면 송금 및 결제 시스템의 큰 비중을 차지하고 있는 ‘토스’ 또한 상장 기업에 해당하지 않아 연구 대상으로 삼지 못한 아쉬움이 있다.

핀테크 관련 기업이 상장된 지 얼마 되지 않아 연구 자료의 표본기간이 2015년 1월부터 2023년 12월까지라는 짧은 길이가 된 점도 본 연구의 한계이다. 단 코로나 바이러스가 창궐한 이후 가능한 최신 기간까지 표본기간에 포함하여 길이를 늘리고자 노력하였다.

IV. 참고문헌

김미리, 김용구, 박선구. (2024). VaR 모형을 이용한 건설관련 공제조합의 총보증한도 추정. 대한건축학회논문집, 40(4), 243-252.

김범수, 윤지환. (2021). 핀테크의 금융서비스 확대가 금융안정에 미치는 영향.

권용재, 전봉걸, 전승환. (2023). 핀테크의 시스템 위험에 대한 기여도: CoVaR를 이용한 접근. 금융감독연구 제10권 제1호; 1-28.

금융감독원. (2023). 2023년 상반기 전자금융사고 발생 현황 및 대응방안. 금융감독원 보도자료.

목정환. (2018). 핀테크가 금융안정에 미치는 영향 및 시사점: 국내 핀테크 동향 및 금융안정 리스크 평가를 중심으로. 한국경제포럼; 제 11 권 제 3 호 91-112.

연합뉴스. (2024, 5월 12일). 5대 은행 예적금 70~80%는 '비대면' 가입.

이병윤, 서정호. (2021). 빅테크의 대출기능 현황, 영향과 정책과제. KIF 정책분석보고서.

이성복. (2021). 비대면 금융상품 수요 증가에 따른 금융상품시장 변화와 금융소비자 보호 강화 방향. 자본시장연구원.

최승필, 이효경. (2022). 코로나 19 이후 금융의 디지털화에 대한 글로벌 규범 동향과 시사점 연구. 글로벌법제전략 연구 22-17-1.

한국은행. (2018). 2018년중 국내 인터넷뱅킹서비스 이용현황. 한국은행 보도자료.

한국은행. (2021). 금융안정보고서 (2021년 12월). 한국은행.

한국은행. (2023). 2023년중 국내 인터넷뱅킹서비스 이용현황. 한국은행 보도자료.

한국핀테크지원센터. (2023). 2023 한국 핀테크 동향 보고서. 한국핀테크지원센터.

Adrian, T. and M. Brunnermeier. (2007). Hedge Fund Tail Risk. Presented at the NY Fed on February 14.

V.부록

[부록 1] VaR 추정치

	코로나 이전	코로나 이후
KG 모빌리언스	-3.84915	-5.44159
다날	-4.80726	-6.41036
NHN KCP	-4.79464	-4.92518
KG 이니시스	-4.91182	-4.09394
코나아이	-5.49465	-5.57117
인포뱅크	-4.98918	-6.88597
라운시큐어	-5.60946	-5.20364
이니텍	-4.78808	-4.67652
갤럭시아머니트리	-5.34907	-7.76392
SBI 핀테크솔루션즈	-4.61207	-3.87077
이스트소프트	-5.76871	-5.73817
한컴위드	-4.8711	-5.69482
이글루	-2.97235	-3.74166
시큐브	-5.08747	-4.79157
다우데이타	-4.20509	-5.55391
한국정보통신	-4.75246	-5.24831
한국전자인증	-5.65559	-6.12389
한국정보인증	-5.32131	-5.19918
SGA 솔루션즈	-5.4966	-5.65948
서울전자통신	-5.48685	-4.32384
KB 금융	-3.62634	-3.97844
신한지주	-3.31066	-3.74465
삼성생명	-2.57544	-3.55281
하나금융지주	-2.42678	-3.14251
삼성화재	-2.68746	-3.47458
기업은행	-3.01954	-3.68954
미래에셋증권	-2.70931	-3.11091
한국금융지주	-2.59949	-2.72197
삼성증권	-3.62113	-3.76066
삼성카드	-3.38733	-4.34073
NH 투자증권	-2.92195	-3.27293
DB 손해보험	-2.73071	-2.59228
한화생명	-3.38503	-3.13511
키움증권	-3.13323	-3.72841

BNK 금융지주	-2.84694	-4.89235
현대해상	-3.805	-4.40447
DGB 금융지주	-2.92923	-2.85126
JB 금융지주	-3.14903	-3.42141
다우기술	-2.55182	-3.01351
코리안리	-2.13538	-2.94411
대신증권	-4.49574	-3.71885
유안타증권	-2.46989	-2.84914
NICE	-3.04183	-2.97938
롯데손해보험	-3.83631	-3.87812
한국토지신탁	-3.86682	-2.93678
신영증권	-3.5345	-4.26427
교보증권	-3.46396	-2.77588
한화손해보험	-1.73533	-2.77588
SK 증권	-3.41843	-2.79232
유진투자증권	-2.89909	-4.78289
카카오	-4.06753	-4.29111
네이버	-3.79074	-4.67237

[부록 2] 코로나 발생 이전 *CoVaR* 유의성 검정 결과

```
> # 유의성 검정
> summary(coefficients_A2, method = "boot") # 신뢰구간에 0이 포함되지 않으므로 유
의미함
      V1
Min.   :-2.363
1st Qu.:-2.247
Median :-2.101
Mean    :-1.993
3rd Qu.:-1.793
Max.     :-1.184
> summary(coefficients_B2, method = "boot") # 신뢰구간에 0이 포함되지 않으므로 유
의미함
      V1
Min.     :0.06065
```

```
1st Qu.:0.15595
Median :0.30307
Mean   :0.34238
3rd Qu.:0.50873
Max.    :0.81529
```

카카오 코로나 이전 p값 0.000245

네이버 코로나 이전 p값 0.00038

[부록 3] 코로나 발생 이후 *CoVaR* 유의성 검정 결과

```
> # 유의성 검정
> summary(coefficients_A1, method = "boot") # 신뢰구간이 0을 포함하지 않으므로 유
의미
      V1
Min.    :-1.738
1st Qu. :-1.704
Median  :-1.658
Mean    :-1.588
3rd Qu. :-1.508
Max.    :-1.223
> summary(coefficients_B1, method = "boot") # 신뢰구간이 0을 포함하지 않으므로 유
의미
      V1
Min.    :0.02697
1st Qu. :0.06140
Median  :0.12583
Mean    :0.18387
3rd Qu. :0.29700
Max.    :0.46015
```

카카오 코로나 이후 p값 0

네이버 코로나 이후 p값 0.00017