

## 국가·기업 간의 신용 리스크 네트워크 연구

### The Network Structure of Sovereign and Corporate Credit Risk

박해람<sup>1</sup> · 이재우<sup>2†</sup>

고려대학교 글로벌비즈니스대학<sup>1</sup>, 고려대학교 공공정책대학 빅데이터사이언스학부<sup>2</sup>

#### 요약

본 논문은 우리나라 국가 및 기업의 신용 리스크 네트워크를 추정하고 최근 거시경제 상황에 따른 국가-기업 및 기업-기업 간의 연결성 변화를 살펴본다. 2015년 11월부터 2022년 10월까지의 신용부도스왑(CDS) 스프레드 데이터를 이용하여 네트워크를 Graphical Lasso로 추정한 결과, 우리나라 국가 및 기업 신용 리스크 간의 연결성이 유의미하게 존재한다. 특히, 수출입 및 외환 거래를 담당하는 은행 부문의 연결성이 전반적으로 높은 편이다. 통화정책 긴축 기조가 두드러진 2022년 들어서는 공통 익스포저가 확대되어 이러한 연결성이 커진 것으로 보인다.

■ 중심어 : 신용 리스크, 시스템 리스크, 연결성, 네트워크 추정, 신용부도스왑 스프레드

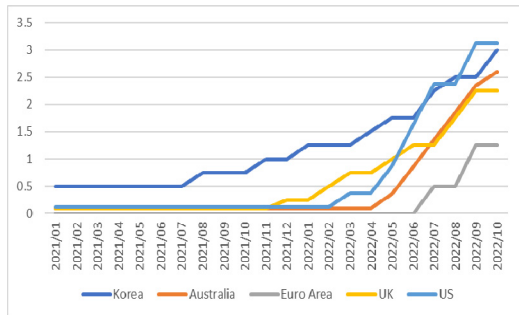
#### Abstract

In this paper, we study the recent changes in the credit risk interconnectedness in Korea. Using the CDS spread data from November 2015 to August 2022, we estimate the network structure of sovereign and corporate credit risk. The results show that sovereign and corporate credit risks are interconnected significantly, particularly with respect to the banking sector where FX-related transactions are made. Since 2022 when the monetary policy has become contractionary, such credit risk interconnectedness seems to be strengthened because of greater common exposure.

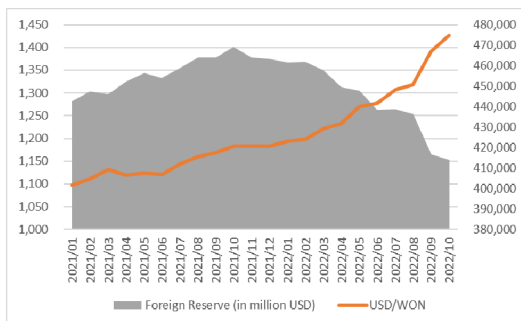
■ Keyword : Credit Risk, Systemic Risk, Connectedness, Network Estimation, Credit Default Swap Spread

## I. 서론

신용 리스크 연결성은 공통 익스포져, 비즈니스 거래 관계 등으로 국가-기업 및 기업-기업 간에 발생할 수 있다. 특히 우리나라의 경우, 수출입 비중이 높아 해외 시장 및 기업과의 거래관계가 넓게 형성되어 있고, 최근 들어서는 물가 상승 및 환율 변동성 악화로 통화정책 동조화 현상 두드러지면서 신용 리스크 연결성은 더욱 심화될 가능성이 있다. <그림 1>을 보면 우리나라를 비롯한 주요국 정책금리가 2022년 들어 큰 폭으로 연속 인상됐다. <그림 2>에서는 안전자산 선호현상과 대미 금리차 확대로 원·달러 환율이 크게 오르고 이에 대한 정책 대응으로 외환보유액은 크게 감소한 것을 확인할 수 있다.



<그림 1> 주요국 통화정책 금리



<그림 2> 우리나라 대미 환율 및 외환보유액

이러한 배경에 본 논문에서는 우리나라 국가 및 기업의 신용 리스크 네트워크를 추정하고 최근 거시경제 상황에 따른 국가·기업 간의 연결성 변화를 살펴보고자 한다. 신용 리스크에 대한 프리미엄인 신용부도스왑(Credit Default Swap: CDS) 스프레드 데이터를 이용하여 2015년 11월부터 2022년 10월까지의 네트워크를 Graphical Lasso로 추정한다.

네트워크 추정 결과, 우리나라 국가 및 기업 신용 리스크 간에 연결성이 존재하는 것으로 나타난다. 특히 수출입 및 외환 거래를 담당하는 은행 부문이 국가 및 기업과의 연결성이 전반적으로 높은 편이다. 또한, 통화정책 긴축 기조가 강해진 2022년에는 직전기에 비해 신용 리스크 네트워크 연결성이 심화되었다. 이러한 변화는 개별 기업 간의 연결성보다는 미국 등 수출시장, 금리, 환율 등에 대한 공통 익스포져가 확대되어 발생한 것으로 해석된다.

한편, 신용 리스크 네트워크 연결성 확대는 향후 외부 충격 발생시 전체 구성 경제주체가 영향을 받고 은행 부문 경로를 통해 추가적인 위험 전이 및 확산 가능성이 높음을 시사한다. 따라서 향후 통화정책 및 거시건전성 정책 수립시에 최근의 신용 리스크 네트워크 연결성 변화를 추가적으로 고려할 필요가 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 신용 리스크 및 네트워크 추정에 관한 선행연구를 소개한다. 3장에서는 본 연구에 사용된 신용 리스크 네트워크 추정 방법과 샘플 데이터를 설명하고, 4장에서는 신용 리스크 네트워크의 추정 결과 및 우리나라 주요 경제주체 간의 연결성에 대해 논한다. 5장에서는 결론 및 향후 연구를 기술한다.

## II. 관련 연구

### 2.1 신용 리스크 연결성에 관한 연구

기업 파산이 동시다발적으로 발생하는 클러스터링 현상으로 신용 리스크의 연결성에 대한 관심이 높아졌으며, 경제 전체에 미치는 영향을 완화하기 위해 연결성의 결정 요인 분석을 할 필요성이 대두됐다. 선행 연구에서는 신용 리스크 연결성의 결정 요인으로 첫째, 경기 변동, 동일 산업 효과 등 공통의 위험 요인에 대한 익스포저(common exposure)가 있다. 이를 위해 [1][2] 등은 신용 리스크 평가 모형에 단기이자율 등 상태 변수를 도입했다. 둘째, 모회사-자회사, 무역신용 등의 비즈니스 관계에 있는 상대방의 위험(counterparty risk) 전이이다. [3]은 공통 익스포저 외에 거래 상대방 위험의 파급 효과도 고려하여 신용 리스크 평가 모형을 제시했다. 셋째, 투자자의 믿음 갱신(belief updating)이다. [4][5] 등은 공통 익스포저, 거래상대방 위험 전이 등이 존재하지 않더라도 회계 정보에 대한 신뢰도 등에 대한 투자자의 믿음이 변경됨으로써 여러 기업의 신용 리스크가 동시에 변동할 수 있음을 보였다. 한편, 공통 익스포저에 관해서는 [6]을 바탕으로 한 기존의 신용 리스크 평가 모형이 실제 리스크 수준보다 과소 추정하는 문제가 제기됐으며, 기존 모형에서 고려되지 않은 체계적인 요인이 존재한다는 논의가 있다[7]. 모형에서 누락된 체계적인 요인으로는 CDS시장 유동성[8], 중개 마찰[9] 등이 연구되었다.

### 2.2 네트워크 추정 연구

통계학적으로 네트워크 추정에 관한 연구는 큰 규모의 네트워크에 적용할 수 있도록 기존 방법론을 개선하는 측면에서 많이 이뤄졌다. 특히 최근 들어 빅데이터 생성이 용이해지고 소셜미디어 정보 확산[10], 질병 확산[11] 등 활용 분야가

확대되면서 이러한 연구는 더욱 활발해졌다.

네트워크 모형 개발에는 정보 활용과 연산 속도 간의 밸런스가 중요하다. 모든 데이터 정보를 바탕으로 더 복잡한 네트워크를 구축할 수 있으나, 느린 연산 속도로 인해 실제 분석에 활용하기는 어려울 수 있다[12]. 사회과학분야의 네트워크 추정은 복잡한 경제사회적 구조를 다루기 때문에 적절한 연산 속도를 갖추면서도 고차원 데이터를 적용할 수 있도록 효율적이고 효과적인 방법론을 강구할 필요가 있다[13][14].

이러한 네트워크 추정 방법론은 최근 신용 리스크 연결성 연구에도 적용되기 시작했다. [15]은 국가간 신용 리스크 네트워크를, [16]은 유럽 은행 간의 신용 리스크 네트워크를 추정했다. 우리나라에 대해서는 [17]이 은행 간 신용 리스크 네트워크를 살펴보았다. 본 논문에서는 복잡한 금융 네트워크를 구현가능한 연산 속도로 도출하기 위해 [16]과 같이 Graphical Lasso 방식을 도입했다. 과거 연구는 국가나 금융 등 특정 부문 내 소규모 네트워크를 분석한 데에 반해 본 논문은 국가 및 금융 부문뿐만 아니라 비금융 대기업과의 연결성도 고려하여 보다 확대된 네트워크를 연구한다. 또한, 거시경제 상황에 따른 신용 리스크 네트워크의 동태적 변화도 살펴본다.

## III. 연구 방법

### 3.1 신용 리스크 네트워크 추정

본 논문에서는 신용 리스크 네트워크를 추정하기 위해 공분산을 고려하여 특성(국가·기업) 간의 연관성을 찾는 방법을 사용한다. 네트워크 특성의 일부 하위 집합과 구체적인 상관 관계가 있는 경우, 특성 간의 잠재적인 상호 작용을 정의하는 것이 중요하다. 따라서 각 특성별 신용 리스크 수준의 시간에 따른 변화 및 경향과 관련 있는 요인을 모두 고려하고, 특성 간의 조합을 선택하

여 조합별 두 특성 간의 상호작용을 정의하는 네트워크 모형을 검증한다. 최적화된 네트워크 모형을 얻기 위해 국가·기업 간의 전체적인 상관관계를 토대로 Graphical Lasso 방식을 적용해서 보다 엄밀한 상호관계를 추정한다. 상관관계로 특성 간의 관계를 정의했을 때에는 모든 특성이 일정 이상의 관계를 갖는 것으로 나타나기 때문에 중요한 특성만을 추출하는 것이 어렵다. 그러나 Graphical Lasso를 사용하면 중요한 특성만 추출하는 것이 용이하다.

$n$ 개의 노드와  $p$ 개의 특성 노드가 있는 하나의 양방향 네트워크를 고려했을 때, 강한 연관성이 있는 특성들이 존재한다.  $p$ 개의 노드는 각각  $n$ 개의 표본값으로 구성된다. 특성 간의 상호작용을 정의하기 위해 제안된 회귀 모형을 고려하고 이 모델에 대한 최적 계수를 얻기 위해 패널티가 있는 음수 로그 우도를 최소화한다. 최소화하는 방식은 식(1)을 따른다[18].

$$\log(\det(\theta)) - \text{tr}(S\theta) - \rho \|\theta\|_1 \quad (1)$$

$S$ 는 empirical covariance matrix,  $\theta$ 는 nonnegative definite matrix,  $\text{tr}$ 은 trace,  $\|\theta\|_1$ 은 L1 norm을 의미한다. 식(2)와 같은 형태로 최소화 과정을 통해  $\beta$  값을 추정하고 그에 따른 최적의 hyperparameter  $\rho$  또한 구할 수 있다.

$$\min_{\beta} \left\{ \frac{1}{2} \|W\beta - b\|^2 + \rho \|\beta\|_1 \right\} \quad (2)$$

본 논문에서는 데이터 표본의 매우 작은 값들이 존재하지 않는다고 가정했기 때문에 결측치 삭제 외에 특정 통계적 전처리 과정 없이 각 특성에 관한 회귀 모형을 직접 적용한다. 네트워크 상 특성 간의 상호 작용을 검증할 때는 각 특성의

표본과 다른 모든 특성의 표본을 추출한다.

### 3.2 데이터

신용 리스크 네트워크 추정을 위해 5년물 미 달러화 표시 CDS 스프레드 일별 데이터를 사용하였다. CDS는 신용파생상품으로 채권자는 CDS를 통해 채무 불이행 등과 같은 신용 리스크를 헤지할 수 있다. CDS 투자자는 보험 프리미엄 성격의 스프레드를 CDS 발행자에 지급하고 신용 문제 발생시 손실을 보상받을 수 있다. 따라서 CDS 스프레드는 신용 리스크가 커질수록 확대된다. 과거 연구에서는 신용 리스크의 대리 변수로 회사채 스프레드를 사용하는 경향이 있었으나, 상대적으로 낮은 거래량과 무위험수익률 지정 문제 등으로 측정오류가 큰 편이다[8]. 이에 반해 CDS는 매 영업일마다 평가되고, 특히 5년물은 유동성이 높기 때문에 신용 리스크 관련 정보를 더 정확히 반영한다고 평가된다.

샘플 데이터는 2015년 11월 1일부터 2022년 10월 31일 기간의 23개 우리나라 국가 및 기업 CDS 스프레드로 구성된다.<sup>1)</sup> 동 샘플 기간은 Covid-19 팬더믹, 최근 미 연준(Fed)금리 인상 등 최근 주요 사건 및 CDS가 존재하는 우리나라 소재의 모든 은행을 포함하도록 설정했다.<sup>2)</sup> 샘플은 결측 값이 없는 기관을 대상으로 하여 총 41,998개이다.

<표 1>은 샘플 데이터의 요약 통계를 보여준다. CDS 스프레드는 평균 58.39 bp인데, 부문별로 보면 차이가 있다. 우리나라 국가 CDS 스프레드는 평균 17.53bp으로 가장 낮고, 은행권은 평균 18.97bp이다. 이에 반해 비금융권 기업은 평균 71.44bp으로 높은 편이다. <그림 3>은 우리나라 국가 CDS 및 Samsung Electrs Co Ltd<sup>3)</sup>의 일별 CDS 스프레드 추이이다. 2017년 이전에는 비교

1) 데이터 출처: Markit

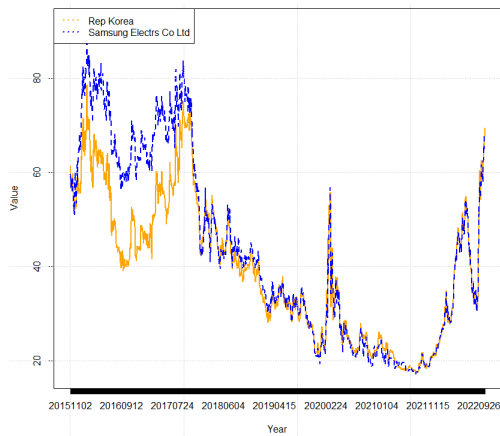
2) KEB하나은행의 CDS 데이터는 2015.10월말부터 있다.

3) 기업명은 Markit 데이터 상 명칭을 따른다.

적 다른 움직임을 보이다가 2018년 이후, 특히 Covid-19 팬데믹이 발생한 2020년과 통화정책 긴축 기조가 시작된 2022년에는 매우 유사하게 움직이고 있다.

<표 1> CDS 스프레드 통계 요약

Total	Bank	Non-Bank	Republic of Korea
Min. : 58.39	Min. :18.97	Min. : 71.44	Min. :17.53
1st Qu. : 64.26	1st Qu. :28.28	1st Qu. : 77.00	1st Qu. :25.80
Median : 78.13	Median :47.06	Median : 89.14	Median :39.19
Mean : 79.17	Mean :48.65	Mean : 89.95	Mean :39.46
3rd Qu. : 91.38	3rd Qu. :66.30	3rd Qu. :100.56	3rd Qu. :50.83
Max. :118.42	Max. :98.68	Max. :125.39	Max. :78.65



<그림 3> 2015.11월~2022.10월 기간 중 일별 CDS 스프레드 추이

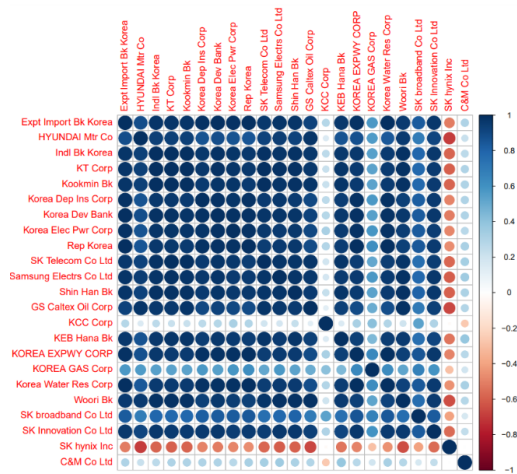
#### IV. 추정 결과

이 장에서는 우리나라 국가 및 기업 CDS 스프레드를 기반으로 한 신용 리스크 네트워크 추정 결과에 대해 설명한다. 먼저 2015년 11월부터 2022년 10월까지 전체 샘플기간 중의 전반적인 신용 리스크 네트워크를 살펴본다. 그 다음 최근 Fed금리 인상을 기점으로 신용 리스크 네트워크 상 어떠한 변화가 있었는지 논한다.

##### 4.1 전체 샘플기간의 신용 리스크 네트워크

<그림 4> 2015년 11월부터 2022년 10월까지

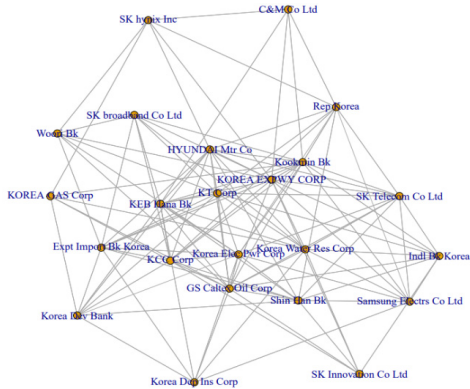
전체 샘플기간 중 우리나라 국가 및 기업 CDS 스프레드 간의 상관관계를 보여준다. 파란색은 양의 상관관계, 빨간색은 음의 상관관계를 나타내며, 색이 짙을수록 상관관계가 높음을 의미한다.



<그림 4> 2015.11월~2022.10월 중 상관관계

대다수 기업(은행 및 공공기관 포함)의 CDS 스프레드는 우리나라 국가(Rep Korea)와 높은 양의 상관관계를 보인다. KCC Corp, Korea Gas Corp, C&M Co Ltd 등은 비교적 낮은 상관관계를 지닌다. 반면, SK Hynix Inc은 약한 음의 상관관계를 나타내는데, 동 기간 중 기업의 수익성 개선 및 견조한 성장세로 신용등급이 BB+에서 BBB-로 높아진 데 따른 것으로 해석된다.

<그림 5>은 전체 샘플기간 중의 CDS 스프레드를 토대로 Graphical Lasso 방식을 적용하여 추정된 신용 리스크 네트워크를 시각화한다. Graphical Lasso 방식은 의미있는 상관관계만 선별하여 네트워크를 구성한다. 빨간색의 별표는 신용 리스크 네트워크 상 가장 높은 연결 중심성(Degree Centrality)을 가진 기관을 표시한다. <표 2>는 각 기관별 중심성 지표를 요약한다. 연결 중심성은 각 노드가 네트워크 안에서 가지는 연결의 개수로 계산되면 네트워크 중심성의 대표적인 척도이다.



〈그림 5〉 2015.11월~2022.10월 중 리스크 네트워크  
총 노드 수 23, 링크 수 139, 밀도 0.252

〈표 2〉 2015.11월~2022.10월 신용 리스크 네트워크 중심성 지표

	Degree	Closeness	Betweenness
Rep Korea	34	0.037	18.271
KOREA EXPWY CORP	34	0.037	21.322
KCC Corp	32	0.036	30.925
Korea Elec Pwr Corp	30	0.034	13.819
SK hynix Inc	30	0.034	22.785
KT Corp	28	0.033	11.228
KEB Hana Bk	28	0.033	9.01
Indl Bk Korea	26	0.032	10.326
Kookmin Bk	26	0.031	11.033
Korea Dep Ins Corp	26	0.032	15.319
SK Telecom Co Ltd	26	0.032	6.556
Korea Water Res Corp	26	0.032	6.442
Expt Import Bk Korea	24	0.031	5.311
HYUNDAI Mtr Co	24	0.031	5.761
Shin Han Bk	24	0.031	6.291
GS Caltex Oil Corp	24	0.031	7.68
SK Innovation Co Ltd	24	0.031	11.817
Korea Dev Bank	22	0.03	5.614
Samsung Electrs Co Ltd	20	0.029	6.131
SK broadband Co Ltd	16	0.028	1.733
Woori Bk	14	0.027	1.983
C&M Co Ltd	10	0.026	0.422
KOREA GAS Corp	8	0.024	0.222

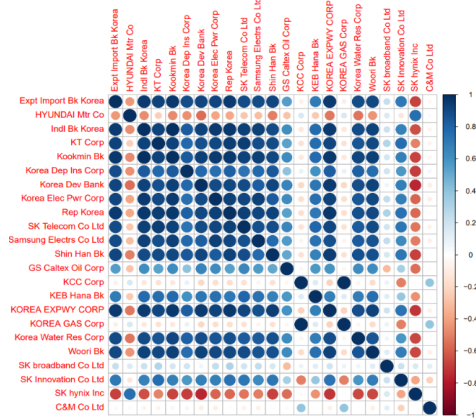
추정된 신용 리스크 네트워크를 보면, 전반적으로 우리나라 국가와 기업의 신용 리스크는 서로 밀접하게 연결되어 있는 것을 알 수 있다. 특히, 우리나라 국가 신용 리스크는 연결 중심성이 가장 높아 우리나라 고유의 공통 리스크 요인은 은행·기업의 신용 리스크에 크게 영향을 주는 것을 시사한다. 우리나라 주요 은행인 Expt Import Bk Korea, Kookmin Bk, Indl Bk Korea, Korea Dev Bank, Woori Bk, Shin Han Bk, KEB Hana Bk 등은 모두 타 기관과 의미있는 연결성을 지니며, 특히 수출입 및 외환 거래에 특화된 KEB Hana Bk는 네트워크 중심성이 높은 편이다. 비금융권 중에서는 대표적인 수출기업인 HYUNDAI Mtr Co, Samsung Electrs Co Ltd 등도 네트워크 중심성이 높은 편이다. 따라서 우리나라 고유의 공통 리스크 요인 외에도 주요 미국 등 해외시장에 대한 익스포져나 기업 간의 수출입 및 외환 거래 관계를 통한 리스크 전이도 중요하게 작용할 가능성이 있다.

#### 4.2 Fed금리 인상

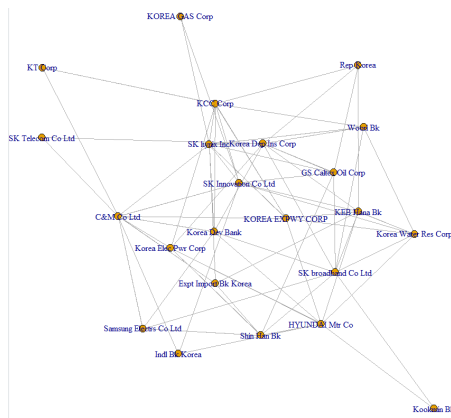
2022년 들어 각국에서는 높은 인플레이션에 대응하여 긴축적 통화정책을 도입했다. 미국은 양적완화 기초를 중단하고 Fed금리를 2022년 3월 0.25%에서 0.50%로 인상했고 그 이후 여러차례 금리인상을 단행하여 2022년 11월 현재 4%를 기록하고 있다. 우리나라도 작년말(1.00%)부터 꾸준히 기준금리를 인상하여 2022년 11월 현재 3.25%이다. 한편, 대미금리차(우리나라 기준금리-미국 기준금리)는 2022년 7월 -25bp 발생한 후 꾸준히 확대되어 2022년 11월 현재 -75bp까지 벌어졌다. 이는 자본유출 가능성을 높이고 미 달러 대비 원화 가치를 낮춰 환율을 높일 수 있다. 실제 원·달러 환율은 2022년초 1,200원대에서 연중 1,400원대를 돌파한 후 2022년 11월 현재 1,350원대를 머물고 있다. 이러한 통화정책 변화 및 고금리·고환율 상황은 기업의 재무상태를 악화시



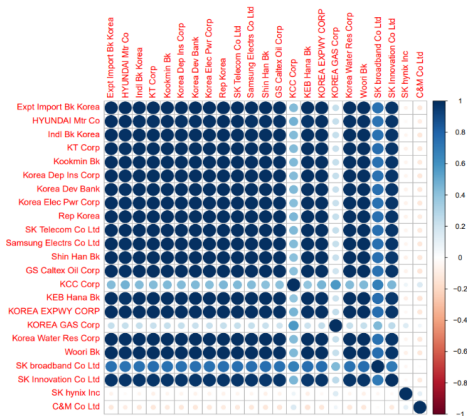
켜 신용 리스크를 높일 수 있다.



〈그림 6〉 2021년 중 CDS 스프레드 상관관계



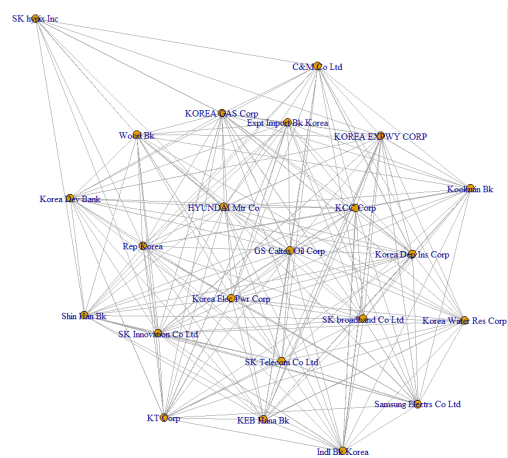
〈그림 7〉 2021년 중 신용 리스크 네트워크  
노드 수 23, 링크 수 67, 밀도 0.121



〈그림 8〉 2022년 중 CDS 스프레드 상관관계

〈표 3〉 2021년 중 신용 리스크 네트워크 중심성 지표

	Degree	Closeness	Betweenness
SK hynix Inc	20	0.029	47.984
C&M Co Ltd	20	0.028	67.056
Korea Dep Ins Corp	18	0.027	37.019
SK broadband Co Ltd	18	0.026	43.261
HYUNDAI Mtr Co	16	0.026	37.973
KCC Corp	16	0.026	33.844
KEB Hana Bk	16	0.027	28.038
SK Innovation Co Ltd	16	0.027	38.672
Korea Dev Bank	14	0.027	21.197
Shin Han Bk	12	0.024	13.933
GS Caltex Oil Corp	12	0.026	15.738
KOREA EXPWY CORP	12	0.026	11.836
Korea Water Res Corp	12	0.025	10.019
Korea Elec Pwr Corp	10	0.025	11.781
Woori Bk	10	0.025	6.972
Expt Import Bk Korea	8	0.024	5.467
Rep Korea	8	0.022	3.371
Samsung Electrs Co Ltd	8	0.024	4.382
Incl Bk Korea	6	0.022	3.153
KT Corp	4	0.019	0.648
Kookmin Bk	4	0.019	0.6
SK Telecom Co Ltd	4	0.021	1.056
KOREA GAS Corp	4	0.019	<0.001



〈그림 9〉 2022년 중 신용 리스크 네트워크  
총 노드 수 23, 링크 수 190, 밀도 0.344

〈표 4〉 2022년 중 신용 리스크 네트워크 중심성 지표

	Degree	Closeness	Betweenness
HYUNDAI Mtr Co	40	0.042	10.619
GS Caltex Oil Corp	40	0.042	6.673
Rep Korea	38	0.04	9.345
SK Innovation Co Ltd	37	0.038	8.259
KOREA EXPWY CORP	36	0.038	9.021
KOREA GAS Corp	36	0.038	8.095
SK broadband Co Ltd	36	0.038	5.79
Korea Elec Pwr Corp	35	0.038	5.544
Korea Dep Ins Corp	34	0.037	4.624
KCC Corp	34	0.037	4.098
KEB Hana Bk	34	0.037	4.383
Shin Han Bk	33	0.037	7.34
KT Corp	32	0.036	4.118
Kookmin Bk	32	0.036	4.155
Korea Dev Bank	32	0.036	3.631
SK Telecom Co Ltd	32	0.036	4.361
Woori Bk	32	0.036	6.206
C&M Co Ltd	31	0.034	5.661
Expt Import Bk Korea	30	0.034	2.916
Indl Bk Korea	30	0.034	3.082
Samsung Electrs Co Ltd	30	0.034	3.86
Korea Water Res Corp	30	0.034	3.41
SK hynix Inc	16	0.028	0.805

이에 따른 우리나라 국가·기업 신용 리스크 연결성 변화를 살펴보기 위해 통화정책 기조 변화를 기점으로 2022년과 2021년으로 샘플기간을 나누고 네트워크를 재추정하여 비교한다. 먼저, 단순 상관관계를 보면 2022년(<그림 8>)은 2021년(<그림 6>)에 비해 전반적으로 수준이 높아진 것을 볼 수 있다.

Graphical Lasso 방식을 적용하여 신용 리스크 네트워크를 구축해보면, 이러한 변화는 확연히 드러난다. 2022년도의 네트워크인 <그림 9>에서는 2021년도의 네트워크인 <그림 7>보다 더 많은 연결성이 관찰된다. 총 노드 수는 23개인데,

2022년도의 네트워크는 이러한 노드 간 190개의 링크가 존재하고 밀도는 0.344이다. 이에 반해 2021년도의 네트워크는 67개의 링크가 존재하고 밀도는 0.121이다. Fed금리 인상을 기점으로 단 기간에 이러한 신용 리스크 네트워크 변화가 발생했기 때문에 기업간 비즈니스 거래 관계 변화 보다는 미국 등 수출시장, 금리, 환율 등 공통 익스포저가 확대되어 발생한 것으로 보인다. 한편, <표 2>와 <표 3>은 각각 2021년과 2022년도의 네트워크 상의 개별 중심성 지표이다.

### V. 결론 및 향후 연구

본 논문은 우리나라 국가 및 기업의 신용 리스크 네트워크를 추정하고 최근 거시경제 상황에 따른 국가-기업 및 기업-기업 간의 연결성 변화를 살펴본다. 신용 리스크에 대한 프리미엄인 CDS 스프레드 데이터를 이용하여 2015년 11월부터 2022년 10월까지의 네트워크를 Graphical Lasso로 추정한 결과, 우리나라 국가 및 기업 신용 리스크 간에 연결성이 존재하는 것으로 나타난다. 특히 수출입 및 외환 거래를 담당하는 은행부문이 국가 및 기업과의 연결성이 전반적으로 높은 편이다. 또한, Fed금리 인상 등으로 통화정책 긴축 기조가 강해지고 환율 변동성이 커진 2022년에는 직전기에 비해 신용 리스크 네트워크 연결성이 확대되었다. 이러한 변화는 개별 기업 간의 연결성보다는 미국 등 수출시장, 금리, 환율 등에 대한 공통의 익스포저가 확대되어 발생한 것으로 해석된다. 한편, 신용 리스크 네트워크 연결성 심화는 향후 외부 충격 발생시 전체 구성 경제주체가 영향을 받고 은행 부문 경로를 통해 추가적인 위험 전이 및 확산 가능성이 높음을 시사한다.

향후 연구에서는 신용 리스크 네트워크 연결성이 어떠한 요인에 의해서 발생하는지 심도있게 살펴볼 필요가 있다. 수출입 및 외환 거래에 특화된 은행을 중심으로 연결성이 높다는 본 논문의



결과를 바탕으로 환율에 대한 공통 익스포저 등을 신용 리스크 네트워크 연결성의 주요 결정 요인으로 고려할 수 있다. 또한 수출입 관련 기업 간의 비즈니스 거래 관계도 생각해볼 수 있다. 이때 국가 전반의 공통 리스크 요인을 제거하고 개별 리스크 요인 간의 연결성만 고려해볼 수도 있다. 한편, 이러한 연구는 신용 리스크 연결성을 줄이고 경제 회복력을 높이는 방향으로 관련 거시건전성 정책을 수립하는 데 중요한 시사점을 준다.

방법론 측면에서는 빅데이터 분석은 데이터 처리 및 통계 분석 등 여러 단계에서 다양한 방식을 추가할 수 있다. 본 논문에서는 데이터 상 결측치가 발견되었을 경우 결측치를 포함하는 특성을 제외하고 데이터 분석을 진행했다. 그러나 이러한 단순 제외 방식 외에 결측치를 특정 값으로 대체하는 방식을 사용하면 전체적인 네트워크를 완성하고 연구하는 데 도움이 될 수 있다[19]. 따라서 향후 연구에서는 결측치를 각 특성의 전체적인 경향으로 대체하거나 머신러닝 기법으로 추정하는 방식을 고려할 수 있다. 한편, 본 논문에서는 분석 기간의 제한으로 추가적인 검증이 어려웠다. 향후 연구에서는 머신러닝 기법 및 개발된 알고리즘을 반복 검증하여 정확도 및 연산 속도가 개선된 분석 모형을 완성시킬 수 있다. 이때 반복적으로 시행된 교차 검증 방식 외에도 Bootstrapping, AIC, BIC 등 다양한 방식을 시도하고 그 중에서 가장 나은 방식을 선택하는 것도 고려할 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] D. Duffie, K. Singleton, "Modeling term structures of defaultable bonds," *Review of Financial Studies* 12, 687-720, 1999.
- [2] D. Lando, "On Cox processes and credit risky securities," *Review of Derivatives Research* 2, 99-120, 1998.
- [3] R. Jarrow, F. Yu, "Counterparty risk and the pricing of defaultable securities," *Journal of Finance* 56(5), 1765-1799, 2001.
- [4] P. Collin-Dufresne, S. Goldstein, J. Helwege, "Is credit event risk priced? Modeling contagion via the updating beliefs," 2003.
- [5] K. Giesecke, "Correlated default with incomplete information," *Journal of Banking and Finance* 28(7), 1521-1545, 2004.
- [6] R. Merton, "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates," *Journal of Finance* 29(2), 449-470, 1974.
- [7] D. Duffie, G. Eckner, G. Horel, L. Saita, "Frailty correlated default," *Journal of Finance* 64(5), 2089-2123, 2009.
- [8] J. Ericsson, K. Jacobs, R. Oviedo, "The determinants of credit default swap premia," *Journal of Financial Quantitative Analysis* 44(1), 109-132, 2009.
- [9] Z. He, P. Khorrami, Z. Song, "Commonality in credit spread changes: dealer inventory and intermediary distress," *Review of Financial Studies* 35, 4630-4673, 2022.
- [10] Furukawa, S., Tsubawa, S. Empirical evaluation of link deletion methods for limiting information diffusion on social media. *Soc. Netw. Anal. Min.* 12, 169 (2022). <https://doi.org/10.1007/s13278-22-00994-6>
- [11] Zareie, A., Sakellariou, R. Mitigating virus spread through dynamic control of community-based social interactions for infection rate and cost. *Soc. Netw. Anal. Min.* 12, 132 (2022). <https://doi.org/10.1007/s13278-22-00953-1>
- [12] S. Wasserman and K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge,

- UK, Cambridge University Press, 1994.
- [13] E. M. Airoldi, D. M. Blei, S. E. Fienberg, A. Goldberg, E. P. Xing, and A. X. Zheng, *Statistical Network Analysis: Models, Issues and New Directions*, volume 4503, *Lecture Notes in Computer Science*, Berlin, Springer, 2007.
- [14] A. Goldenberg, A. X. Zheng, S. E. Fienberg, and E. M. Airoldi, A survey of statistical network models, *Foundat Trend Mach Learn* 2 (2010), 129 - 233.
- [15] G. Bostanci, K. Yilmaz, “How connected is the global sovereign credit risk network?,” *Journal of Banking and Finance* 113, 105761, 2020.
- [16] C. Brownlees, C. Hans, E. Nualart, “Bank credit risk networks: Evidence from the Eurozone,” *Journal of Monetary Economics* 117, 585-599, 2021.
- [17] 형남원, 최경욱, 김성목, “네트워크 모형을 이용한 우리나라 은행부문의 시스템리스크 측정,” *금융안정연구* 20.2, 3-43, 2019.
- [18] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Sparse inverse covariance estimation with the graphical lasso. *Biostatistics*. 2008 Jul;9(3):432-41. doi: 10.1093/iostatistics/kxm045. Epub 2007 Dec 12. PMID: 18079126; PMCID: PMC3019769.
- [19] Carpenter JR, Smuk M. Missing data: A statistical framework for practice. *Biom J*. 2021 Jun;63(5):915-947. doi: 10.1002/bimj.202000196. Epub 2021 Feb 24. PMID: 33624862.

## 저 자 소 개

### 박 해 랑(Haerang Park)

- 2009년 2월 : 이화여자대학교 경제학과 (학사)
  - 2021년 8월 : 서울대학교 경제학부 (박사)
  - 2010년 1월~2022년 8월 : 한국은행 과장조사역
  - 2022년 9월~현재 : 고려대학교 글로벌비즈니스 대학 조교수
- <관심분야> : 신용리스크, 금융기관, 핀테크

### 이 재 우(Jai Woo Lee)

- 2012년 8월: 카네기멜론대학교 컴퓨터과학 (학사), 수학 (학사)
  - 2016년 6월: 다트머스대학교 컴퓨터과학 (석사)
  - 2019년 6월: 다트머스 대학교 Quantitative Biomedical Sciences (박사)
  - 2022년 9월~현재 : 고려대학교 공공정책대학 빅데이터사이언스학부 조교수
- <관심분야>: 데이터사이언스, 인공지능, 빅데이터