

신용평가업에 대한 규제강화는 기업 신용평가의 질을 향상시켰는가?*

Does the strengthening of regulations on the credit rating
agencies improve the quality of corporate credit ratings?

양 철 원**

Cheol-Won Yang

본 논문은 신용평가에 대한 규제가 기존 신용정보법에서 자본시장법으로 이관되고 금융적 규제가 시작된 2013년 9월을 기준으로 하여 규제 강화가 신용평가의 질을 향상시켰는지를 살펴보았다. 주요 실증분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 규제 변화 이후 신용등급 수준이 유의미하게 하락하였음을 발견하여 신용등급 인플레이션 문제가 개선되었음을 발견하였다. 둘째, 신용등급의 정확성의 변화를 검증하였을 때, 제 2종 오류, 즉 기업신용에 대해 잘못된 경고(false warning)를 한 신용평가가 규제 이후 증가하였다. 위의 결과들은 3개 신용평가사별로 각각 나누어 분석하였을 때도 동일하였다. 종합하면 2013년 자본시장법 규제 이후에 신용평가 회사들이 부여하는 신용등급이 전반적으로 하락하여 신용평가가 강화되었음을 보여주지만 반면 기업신용에 대한 잘못된 경고인 제 2종 오류가 증가하는 부작용이 존재하였음을 의미한다. 이는 규제가 목표하는 방향으로 작용하더라도 부작용이 발생할 수 있음을 고려하여 규제를 설계해야 함을 시사한다.

국문 색인어: 신용평가, 규제, 자본시장법, 등급인플레이션, 정확성

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B050701, B050704

* 논문에 대해 유익한 조언을 해 주신 권용현 교수님과 2020년 한국재무학회 학술대회 참가자, 그리고 두 분의 심사자께 감사드립니다. 이 논문은 2020년도 한국재무학회-NICE신용평가 연구지원사업의 지원을 받아 연구되었습니다.

** 단국대학교 경영학부 교수(yang@dankook.ac.kr), 제1저자

논문투고일: 21. 4. 19, 논문 최종 수정일: 21. 6. 23, 논문 게재 확정일: 22. 2. 18

I. 서론

신용평가는 금융상품 및 신용공여 등에 대해 원리금의 상환가능성과 기업의 신용도를 평가하는 업무로 법으로 규정되어 있으며, 자본시장의 정보생성에 중요한 역할을 하고 있다. 특히 신용평가는 채권시장에서 신용위험에 대한 적절한 정보를 제공함으로써 발행자(issuer)와 투자자(investor) 간의 정보비대칭(information asymmetry)을 해소하며 투자자를 보호하는 역할을 한다. 이러한 채권발행 목적 외에도 BIS 자기자본 비율 등 금융회사에 대한 건전성 감독 등에서도 활용되는 등 그 용도가 광범위하다. 또한 기업의 파산이 투자자를 넘어 사회 전체에 미치는 영향을 생각할 때 신용평가업은 일종의 시장의 파수꾼과 같은 역할을 하고 있다.

이런 역할을 감당하는 신용평가기관에게는 높은 신뢰성 및 독립성이 요구된다. 하지만 2008년 글로벌 금융위기의 발단이 된 서브프라임 모기지(subprime mortgage)의 무분별한 증권화 과정에서 신용평가회사들이 파수꾼 역할보다는 동조자로서 위험을 방조했다는 비난을 받아 왔다. 이후 미국은 금융개혁법, 일명 도드-프랭크 법(Dodd-Frank Act)을 제정하여 신용평가기관에 대한 규제를 대폭 강화하였으며 전 세계적으로 이런 흐름이 계속되고 있다.

한국도 이에 발맞춰 신용평가업에 대한 규제를 지속적으로 강화시키고 있다. 사실 한국의 신용평가제도는 1985년 9월 기업어음 발행자격 업체 선정기준으로 설정하며 처음 도입되었으며, 법률적인 규제도 2001년 신용정보법을 통해서가 처음일 정도로 그 역사가 일천하다. 금융적 규제를 하게 된 것도 2013년에 그 규정이 자본시장법으로 이전되면서 가능하게 되었다. 앞으로 신용평가의 발전을 위해서도 이런 패러다임 변화가 우리나라의 신용평가의 질을 향상시켰는지 그 효과에 대해 평가해 볼 시점이라고 생각된다.

본 연구는 신용평가에 대한 규제가 신용정보법에서 자본시장법으로 이관되어 금융적 규제의 근본체계를 형성하게 된 2013년 9월을 기준으로 하여, 한국에서 신용평가업에 대한 규제 변화가 기업의 신용평가에 미친 영향을 실증분석하였다. 또한 2013년 후반기는 동양그룹 부도 사태로 인해 신용평가에 대한 관심이 대두된 시기이기도 하다. 이렇듯 2013년은 법률적으로나 사회적으로 모두 신용평가의 정확성에 대한 요구가 거세어진 시기이며,

이런 시기를 거치면서 신용평가의 질이 더 향상되었는지 검증하고자 한다.

본 연구에서는 두 가지 측면에서 규제 강화의 영향을 살펴보았다. 첫째, 신용등급 자체의 수준이다. 일반적으로 신용등급은 인플레이션되는 경향이 많은 것으로 여겨지며 한국에서도 동일하다(Skreta and Veldkamp 2009; Pagano and Volpin 2010; Jiang, Stanford and Xie 2012; Bonsall 2014; 오세경, 황인택 2012). 먼저 규제 강화가 이런 등급 인플레이션 현상을 개선하였는지 살펴보았다. 둘째, 규제 강화가 신용등급의 정확성을 향상시켰는지 검증하였다. 규제 강화로 인해 신용평가에 대한 책임이 증가하고 벌칙도 강화되었기 때문에 신용평가회사들이 정확성을 개선하려는 노력이 증가하였을 것이라 예상할 수 있다(Cheng and Neamtiu 2009). 그 결과들이 실제 신용평가 정확성의 증가로 연결되었는지 확인하고자 하였다.

본 연구는 다음과 같은 점에서 의의가 있다고 사료된다. 첫째, 한국에서 신용평가업에 대한 규제가 신용평가의 질에 미치는 영향에 대해 분석한 첫 연구이다. 미국에는 이러한 연구들이 활발하다. Jorion, Liu and Shi (2005)는 2000년 시행된 공정공시제도(Regulation Fair Disclosure)가 신용등급의 정보효과에 미친 영향을, Cheng and Neamtiu (2009)는 2002년 도입된 사베인스-옥슬리 법(Sarbanes-Oxley Act)이 신용등급의 정확성을 개선하였는지, Dimitrov, Palia and Tang (2015)는 2010년 도드-프랭크 법(Dodd-Frank Act)이 신용등급의 질에 미친 영향을 연구하였다. 하지만 한국의 신용평가에 대한 연구는 신용등급의 정보효과에 대한 연구나 신용등급과 주식수익률과의 관계에 대한 연구가 대부분이며 신용평가에 중요한 영향을 미치는 규제에 대해 다룬 연구는 아직 없다.

둘째, 연구 결과가 정책적인 면에서 도움을 줄 수 있을 것이다. 모든 규제의 도입과 실행은 사후에 실제 그 목적을 달성하였는지를 평가해야 한다. 특히 모든 규제는 항상 그 목표 추구에 대한 반대급부로 발생하는 부작용이 존재하기 마련이다. 따라서 이런 부작용을 최소화하는 가운데 원하는 목표를 이룰 수 있는 규제의 최적점을 찾는 것이 중요하다. 그럴 때 그 규제가 한국 사회에 도움이 되는 가장 큰 후생(welfare) 증대를 제공할 수 있을 것이다.

실증분석에서는 2010년부터 2013년 8월까지 3년 8개월을 규제 전 기간으로, 이후 2013년 9월부터 2016년까지 3년 4개월을 규제 후 기간으로 설정하였다. 본 연구의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, 규제 이후 신용등급 수준이 평균적으로 하락하였다. 규제 이전

신용등급 평균 A- 등급이 규제 이후 평균 BBB+ 등급으로 하락하였다. 이는 2013년 자본시장법 상의 규제 시행 후 신용평가회사의 등급부여가 더 엄격해졌음을 의미한다.

하지만 이것이 반드시 신용평가의 질이 향상되었음을 의미하는 것은 아니다. 등급 인플레이션이라는 의미에는 적절한 신용등급에서 벗어나서 신용등급이 부풀려져 있다는 뜻이 내포되어 있는데, 이 문제가 해결되었다라고 주장하려면 신용등급이 낮아짐과 동시에 신용등급의 정확도가 훼손되지 않았다는 명제도 증명되어야 할 것이다. 두 번째 분석은 자본시장법 규제 이후 신용등급 정확성의 변화 여부를 살펴보았다. 이를 위해 신용등급의 제 1종 오류와 제 2종 오류에 대해 각각 검증하였다. 제 1종 오류(Type I Error)는 발표한 신용등급이 투자적격 등급이지만 1년 이내에 부도된 경우를 의미한다. 즉, 제 1종 오류는 부도처리 되어야 할 회사체에 대해 신용평가회사가 투자적격 등급을 준 것이기 때문에 인지하지 못한 부도(missed default)라고 이해할 수 있다. 제 2종 오류(Type II Error)는 발표한 신용등급이 투기적 등급이지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우이다. 제 2종 오류는 부도처리 되지 않을 회사체에 대해 신용평가회사가 투기적 등급을 준 것이기 때문에 잘못된 경고(false warning)라고 이해할 수 있다. 제 1종 및 제 2종 오류를 독립변수로 사용한 로지스틱 회귀분석을 통해, 제 2종 오류가 규제 이후 통계적으로 유의미하게 증가하였음을 발견하였다. 이는 2013년 자본시장법 규제 이후 신용평가회사의 잘못된 경고가 증가하였음을 의미한다.

연구 표본을 NICE 신용평가, KIS(한국신용평가), KR(한국기업평가) 신용평가사 별로 나누어서 구분하였을 때도, 3개 회사 모두 동일한 결과가 발견되었다. 이를 통해 전체 표본의 결과가 특정 신용평가사에 의해 나타난 결과가 아니라, 3개 신용평가사 모두에게서 나타난 공통적인 현상임을 알 수 있다.

지금까지의 결과를 종합하면, 2013년 자본시장법 규제 이후에 신용등급의 전반적인 하락 현상이 발견된다. 하지만 이는 오히려 제 2종 오류, 즉 잘못된 경고(false warning)를 증가시키는 역효과를 초래한 것을 볼 수 있다. 이는 규제 강화로 신용평가회사들의 등급 부여가 엄격해졌기 때문이다. 등급 인플레이션 문제가 개선되었지만 제 2종 오류 측면에서의 정확성 하락이 발생하였다는 아쉬움이 남는다. 이를 개선하기 위한 향후 노력이 더 필요하리라 생각된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 신용평가업에 대한 규제의 역사 및 변천에 대해 설명하고, 기존 문헌 소개 및 본 연구에 필요한 가설을 설정한다. 3장에서는 실증분석에 필요한 자료와 연구방법을 설명하며, 4장에서는 실증분석 결과를 제시하고 결과를 해석한다. 마지막 5장에서는 논문을 마무리한다.

II. 제도 및 가설설정

1. 신용평가업에 대한 규제

한국의 신용평가제도는 1985년 9월 기업어음 발행자격 업체 선정기준을 B등급 이상으로 설정하면서 처음 도입되었다. 다음 해인 1986년에는 일반사채 및 전환사채의 발행자격 기준을 도입하면서 회사채에 대한 신용평가제도가 시행되었다.

신용평가업에 대한 규제는 2001년 신용정보의 이용 및 보호에 관한 법률(이하, ‘신용정보법’이라 함)에 의하여 법적 근거가 처음으로 마련되었다. 여기에는 신용평가의 진입기준, 신용평가 대상(유가증권에 한정), 신용평가회사의 손해배상책임과 위법한 신용평가에 대한 형사처벌책임이 포함되었다.

2008년 글로벌 금융위기 이후 전 세계적으로 신용평가기관들에 대한 규제가 강화되었는데 이에 발맞춰 한국도 2009년 3월 신용정보법을 대폭 개정하여 신용평가회사에 대한 규제를 강화하였다. 신용평가회사가 임직원이 준수해야 할 적절한 기준 및 절차, 즉 ‘내부통제기준’을 제정할 것과 준수 여부를 확인하도록 하였다. 내부통제기준에는 평가와 영업 조직의 분리, 이해상충의 금지, 불공정행위 금지, 업무상 알게 된 의뢰인의 영업기밀 누설 금지 등의 사항을 포함하도록 규정하고 있다.

2013년에는 신용정보법에 의거하던 신용평가 관련 규정을 자본시장과 금융투자업에 관한 법률(이하, ‘자본시장법’이라 함)로 이관하는 근본적인 체계 개편이 단행되었다.¹⁾ 구체적

1) 2013년 8월 29일 자본시장법 및 시행령 개정안이 시행되고, 하위 규정인 금융투자업규정 개정안도 9월 17일 시행되었다. 금융투자업 감독규정 시행세칙의 ‘표준내부통제기준’ 역시 개정안이 11월 1일자로 시행되면서 신용평가사와 관련한 일련의 입법조치들은 완결되었다.

인 내용을 살펴보면, 신용평가업을 이전보다 포괄적으로 정의하여 신용평가 업무 범위가 확대되었으며, 금융위원회로부터 신용평가업의 인가를 받도록 하였다.²⁾ 이전에 내부통제기준에 의해 자율적으로 규제되던 투자자보호 의무, 이해상충 방지 의무, 공시 의무, 불공정 행위 금지 의무, 의뢰인의 비밀보호 의무 등을 자본시장법에 규정하였는데, 이는 이전의 신용평가회사 자율규제를 법제화하였다는 점에서 큰 의미가 있다. 또한 신용평가회사 및 임직원의 성실의무를 새롭게 추가하였으며, 신용평가회사에 대한 준법감시인제도를 도입하였다. 무엇보다 신용평가회사 및 임직원이 내부통제기준이나 준법감시인에 관한 의무를 어긴 경우 금융위원회가 행정적 제재를 가할 수 있도록 하였다.

2. 문헌연구

신용평가에 대한 연구는 주로 신용등급의 정보효과에 대한 연구가 주를 이루고 있다. Holthausen and Leftwich (1986)은 채권신용등급 변경이 하향인 경우 음(-)의 유의적인 초과수익을 발견하였으나 상향인 경우는 유의미한 결과를 발견하지 못하였다. Hand, Holthausen and Leftwich (1992)는 신용경계(credit watch) 공시 이후 채권과 주식 수익률을 분석하였다. 기대된 신용등급변경에 대해서는 유의미한 초과수익률을 발견할 수 없었으나 기대치 못한 등급변경은 하향의 경우에만 주식과 채권 모두에서 유의미한 초과수익률을 발견하였다. Hite and Warga (1997)는 신용등급 변화가 산업채권(industrial bond)에 미치는 영향을 분석하였다. 등급하향의 경우, 특히 투자등급에서 투기등급으로 변경된 경우에 크고 유의미한 초과수익률을 발견하였으며, 등급 상향의 경우에는 유의미한 결과를 발견하지 못하였다. Dichev and Piotroski (2001)은 신용등급 변경의 장기성과에 대해서 분석하였다. 이들은 등급하향의 경우 이후 1년 동안 -10~-14%에 이르는 초과수익률을 경험함을 보고하고 있으며 정보에 대한 과소반응(underreaction)이 원인임을 주장하였다.

2) 자본시장법에서는 신용평가업에 대해 ‘금융투자상품, 기업, 집합투자기구, 그 밖에 대통령령에 정하는 자에 대한 신용상태를 평가하여 그 결과에 대하여 기호, 숫자 등을 사용하여 표시한 등급(신용등급)을 부여하고 그 신용등급을 발행인, 인수인, 이용자, 그 밖의 이해관계자에게 제공하거나 열람하게 하는 행위를 영업으로 하는 것’으로 정의하고 있다(자본시장법 제9조 제26항).

한국의 신용등급을 대상으로 한 최준석, 허성관 (1994)의 연구는 기업어음의 신용등급 변경이 주식 수익률에 영향이 유의미하지 않음을 보고하고 있다. 반면 오희장 (1999)은 기업어음 신용등급 변경이 상향, 하향 모두 유의한 주식 수익률을 가져옴을 발견하였다. 신용등급이 변경되지 않은 표본을 기준으로 삼아 비교하였을 때 신용등급이 상향된 경우에만 유의미한 결과를 갖는다고 보고하였다. 주상룡 (2001)은 회사채 신용등급 자료를 사용하여 주식에 대한 정보효과를 연구하였다. 1995년 1월부터 1999년 2월 동안 평가등급이 변경된 356건을 분석하였을 때, 신용등급 하향에서 유의한 정보효과를 발견하였지만 상향은 비유의적이었다. 특히 하향은 IMF 금융위기 이전은 투기등급으로 변경된 집단에서, IMF 이후는 타등급변경집단과 투기등급변경집단에서 유의미하였다.

한편 신용등급 특성의 시계열적 변동에 대한 연구들이 있다. 이들은 주로 규제가 신용등급에 미치는 영향에 대한 연구들과 일맥상통한다. 신용평가에 도입된 규제들이 신용평가회사들이 제공하는 신용등급의 정확성(accuracy)과 시의성(timeliness)을 실제로 개선했는지에 초점을 맞추고 있기 때문이다. Jorion, Liu and Shi (2005)는 2000년 미국시장에서 공정공시제도(Regulation Fair Disclosure)의 시행 이후 신용등급 하향이나 상향 변화 모두에서 정보효과가 증대되었음을 발견하였다. Cheng and Neamtiu (2009)는 엔론과 월드컴의 회계스캔들 이후 도입된 사베인스-옥슬리 법(Sarbanes-Oxley Act) 시행 이후 신용평가회사들의 신용등급의 정확성과 시의성이 동시에 개선되었음을 보고하고 있다. Dimitrov, Palia and Tang (2015)는 도드-프랭크 법(Dodd-Frank Act) 시행 이후 신용등급의 정확성이나 정보효과가 증가했다는 증거를 발견하지 못하였다. 오히려 신용평가회사들이 대상기업의 전반적인 신용등급을 낮추는 등 자신의 평판을 보호하려는 행태를 취하고 있음을 보고하고 있다.

그 외에도 신용위험과 주식수익률의 횡단면에 관한 연구들도 방대하다. 다수의 연구들이 신용위험과 주식수익률 간 음(-)의 관계를 보고하고 있는데, 이는 높은 위험에는 높은 기대수익률이 따른다는 재무학의 기본원리에 반하기 때문에 이상현상(anomaly) 또는 퍼즐(puzzle)이라 불린다. Dichev (1998)는 부도위험과 주식수익률의 관계를 검증한 결과 높은 부도위험이 높은 주식수익률로 연결되지 못함을 발견하였으며, 그 이유로 시장의 가격결정오류(mispricing)를 제시하였다. Griffin and Lemmon (2002)은 재무공경위험

이 높은 기업이 낮은 주식수익률을 가지고 있음을 보고하며 부도위험에 대한 과소반응가설(underreaction hypothesis)을 주장하였다. Garlappi, Shu, and Yan (2008)과 Da and Gao (2010)도 부도확률과 주식수익률 간 음(-)의 관계를 보고하고 있다. Campbell et al. (2008)은 로지스틱모형(logistic model)을 통해 계산한 부도확률과 주식수익률 간 음(-)의 관계가 존재함을 보여주었다. Avramov, Chordia, Jostova, and Philipov (2009)은 신용평가기관인 S&P의 기업 신용등급을 사용하여 분석하였을 때, 신용등급이 좋은 기업, 즉 부도위험이 낮을수록 높은 주식수익률을 가짐을 보여주었다.

반면 Vassalou and Xing (2004)은 Merton (1974) 모형으로 월별 부도가능지수(Default Likelihood Indicators, DLI)를 추정하여 신용위험의 측정치로 사용하였을 때, 신용위험과 주식수익률 사이의 양(+)의 관계가 성립함을 발견하였다. Chava and Purnanandam (2010)은 주식의 기대수익률로 추정된 자본비용(implied cost of capital)을 사용하면 신용위험과 주식수익률 사이에 양(+)의 관계가 존재함을 보여주었다.

국내연구에서는 김세권, 박기환 (2011)이 Vassalou and Xing (2004)의 부도위험 측정기법을 사용하여 분석하였을 때 동일하게 신용위험과 주식수익률과의 양(+)의 관계를 발견하였다. 하지만 김태규, 신정순 (2014)는 회사채 신용등급을 사용하였을 때 부도위험과 주식 수익률과의 음(-)의 관계를 보고하며 한국 주식시장에도 신용위험 이상현상이 존재함을 주장하였다.

3. 가설설정

신용평가업에 대한 규제 강화는 신용평가회사들이 공급하는 신용등급에 어떤 영향을 줄 것인가? 본 연구에서는 두가지 측면에서 그 영향을 살펴보고자 한다. 첫째는 신용등급 자체의 수준이다. 일반적으로 신용등급은 인플레이션되는 경향이 많은 것으로 여겨진다. 가장 큰 이유는 신용평가업이 신용평가를 받는 피평가자가 신용평가회사에 수수료를 지급하는 발행자지급모형(issuer-pays model)이기 때문이다. 금융상품의 구조가 복잡해짐에 따라 투자자는 더욱 신용평가기관이 제공하는 신용등급에 의존하게 되고 신용평가기관들도 더 많은 수익을 얻기 위해서 신용등급을 관대하게 부여할 인센티브가 생기게 된다

(Skreta and Veldkamp, 2009; Pagano and Volpin, 2010). Jiang, Stanford and Xie (2012)와 Bonsall (2014)은 미국에서 1970년대 투자자지급모형에서 발행자지급모형으로 신용평가업을 전환한 이후 신용등급 인플레이션 현상이 발생하였음을 보고하고 있다. 오세경, 황인덕 (2012)의 연구에서도 한국 신용평가업의 가장 큰 과제 중 하나로 등급 인플레이션 현상을 들고 있다.

규제의 강화가 이런 등급 인플레이션을 개선할 수 있을 것인가? 잘못된 신용평가에 대한 책임이 강화되고 금융위원회 행정 제재와 같은 벌칙도 커졌기 때문에 이런 관행이 개선되는 데 도움이 될 수 있다. 예를 들어, 관대하게 평가하였다가 그 기업이 부도가 발생하는 등의 문제가 발생한다면 신용평가회사가 감당해야 할 책임이 이전에 비해 크게 늘어나는 것이다. 이런 논의에 근거하여 다음 가설을 설정하였다.

가설 1: 규제를 강화한 이후 등급 인플레 현상이 감소할 것이다. 즉, 전반적인 신용등급이 하락할 것이다.

둘째, 규제가 신용등급의 정확성에 영향을 줄 수 있다. 앞의 논리와 같이 잘못된 신용평가에 대한 책임이 강화되고 벌칙도 커졌기 때문에 신용평가기관들이 정확성을 개선하려 이전보다 더 노력할 수 있다. 예를 들면, 분석기법을 더 발전시키고, 신용분석가들의 성과를 더 섬세하게 모니터링하고, 내부통제시스템을 더 강화시킬 수 있다. 실증분석에서는 상반된 결과가 존재한다. Cheng and Neamtiu (2009)는 미국에서 2002년 7월 25일 사베인스-옥슬리 법(Sarbanes-Oxley Act) 시행 이후 신용평가회사의 신용등급 정확성이 유의미하게 개선되었음을 보고하고 있다. 반면 Dimitrov, Palia and Tang (2015)는 미국에서 2010년 7월 도드-프랭크 법(Dodd-Frank Act) 시행 이후 신용등급의 정확성 증가했다는 유의미한 결과를 얻지 못하였다. 따라서 한국에서는 어떤 결과가 도출될지 알 수 없으며 검증이 필요하다. 이런 논의에 근거하여 다음 가설을 설정하였다.

가설 2: 규제를 강화한 이후 신용등급의 정확성이 증가할 것이다.

Ⅲ. 자료

1. 자료 및 변수

본 연구는 신용평가업에 대한 규제가 신용등급에 미치는 영향을 분석하기 위해서 2010년부터 2016년까지의 유가증권시장 기업들의 회사채에 대한 신용등급 자료를 사용하였다. 신용등급자료는 FnGuide에서 제공하는 DataGuide를 통해 추출하였다.³⁾ 이 자료는 공시날짜, 신용등급 부여 대상 기업, 신용평가회사, 신용등급으로 구성되어 있다. 신용등급은 다음과 같이 수치화하여 사용하였다(김태규, 신정순 2014).

AAA=1, AA+=2, AA=3, AA-=4, A+=5, A=6, A-=7, BBB+=8, BBB=9, BBB-=10, BB+=11, BB=12, BB-=13, B+=14, B=15, B-=16, CCC+=17, CCC=18, CCC-=19, CC=20, C=21, D=22

신용등급이 낮은 기업일수록 높은 수치를 부여하여 해당 기업의 부도위험이 크다는 것을 표시하였다. 여기서 BBB- 이상의 종목들은 투자등급(investment grade)에, BB+ 이하는 투기등급(speculative grade)에 해당한다.

가설을 검증하기 위해서는 3개의 변수가 필요하다. 첫 번째 가설을 위해 신용등급 자체의 수준에 대한 변수가 필요한데, 이는 위에서와 같이 신용등급을 수치화한 값을 사용하였다. 두 번째 가설을 검증하기 위해서는 신용등급의 정확성을 측정할 수 있는 변수가 필요하다. 이는 Cheng and Neamtiu (2009)이 제안한 제 1종 오류(Type I Error)와 제 2종 오류(Type II Error) 변수를 사용하였다. 제 1종 오류는 실제로는 부도처리 될 기업이지만 신용평가가 이를 제대로 반영하지 못할 오류이다. 이는 각 기업에 대해 투자적격등급의 채권이 1년 이내에 부도된 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수를 부여하였다.

제 2종 오류는 실제로는 부도처리 되지 않는 투자가능한 기업인데 신용평가가 이를 제

3) 이 중 NICE의 신용등급은 NICE 신용평가회사에서 제공한 신용평가 자료를 통해 다시 확인하였다.

대로 반영하지 못할 오류이다. 이는 각 기업에 대해 투기 등급의 채권이 1년 이내에 부도처리 되지 않을 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수를 사용하였다. BB+ 이하는 투기 등급이기 때문에 숫자로 변형한 값에서는 11 이상에 해당하는 신용등급 수치를 가지면서 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우가 제 2종 오류가 발생한 것이다. 본 연구에서는 제 2종 오류를 결정하는 절사점(cutoff)으로 BB+ 등급, 수치로는 11 이상을 설정하였다. 하지만 이에 대해서는 제 2종 오류가 너무 엄격하다는 반론이 존재할 수 있다. 즉, BB+ 등급 이하의 신용등급이 1년 이내에 부도처리가 되는 것이 정확한 예측이고, 부도처리 되지 않으면 오류라는 것에 동의하기 어려울 수 있다. 따라서 절사점을 변경하여 신용등급 수치가 17 (CCC+) 이상을 받았지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우, 그리고 신용등급 수치가 20 (CC) 이상을 받았지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우를 제 2종 오류로 정의한 강건성 분석을 논문의 후반부에 실시하였다.

2. 연구방법

먼저 신용평가업에 대한 규제가 강화된 시점을 언제로 설정할지에 대해 결정해야 한다. 본 연구에서는 2013년 9월을 신용평가업에 대한 규제의 큰 변화가 있는 시점으로 인식하여 전후의 신용평가의 변화에 대해서 살펴보고자 하였다. 앞에서 살펴본 것처럼 신용평가업에 대한 규제는 여러 변화가 있었지만 2013년 9월을 기준으로 정한 이유는 다음과 같다. 첫째, 이때를 기준으로 내부통제기준에 의한 규제가 자본시장법상으로 법제화가 되었다. 둘째, 이전 신용정보법상 규제가 금융제재로 확실하게 전환되었다. 이에 따라 신용평가업이 금융감독의 확실한 대상이 되었다. 셋째, 신용평가회사에 더 많은 책임(liability)을 묻게 되었다. 이전에 규제되던 투자자보호 의무, 이해상충 방지 의무, 공시의무, 불공정해위 금지 의무, 의뢰인의 비밀보호 의무 등에 추가하여 신용평가회사 및 임직원의 성실의무가 추가되었다. 넷째, 벌칙(penalty)이 더 강화되었다. 준법감시인제도가 도입되었으며, 금융위원회의 행정적 제재도 가능하게 되었다.

이런 법률적인 규제 강화 외에도 2013년은 한국에서 신용평가업에 대한 압력이 강화된 시점이기도 하다. 대표적인 사건이 동양그룹의 부도 사태이다. 동양그룹은 극심

한 자금난을 겪다가 (주)동양, 동양레저, 동양 인터내셔널 3개 회사가 2013년 9월 법정관리를 신청하였으며, 10월 1일에는 동양시멘트, 동양네트웍스가 법정관리를 신청하였다. 문제는 동양그룹이 유동성 위기가 대두된 2013년 9월에도 기업어음과 회사채 발행을 통하여 5천억 원이 넘는 차입금을 조달한 것이다. 동양그룹의 기업어음 및 회사채에 대한 투자자는 4만 여 명에 이르렀고, 이들이 입은 피해액은 약 1조 7,000억 원으로 추산되었다. 당시 동양그룹이 발행한 기업어음과 회사채의 신용등급이 투자부적격 등급이었기 때문에 신용평가회사 자체가 문제가 되지는 않았다. 하지만 이런 사회적 문제를 겪으면서 정확한 신용평가에 대한 요구는 더 증가하였다.

실증분석에서는 2010년 1월부터 2013년 8월까지 3년 8개월을 규제 전 기간으로, 이후 2013년 9월부터 2016년 12월까지의 3년 4개월을 규제 후 기간으로 설정하였다. 연구의 핵심 주제는 규제 이후 신용평가의 변화 여부에 대한 검증이다. 따라서 앞으로 사용되는 POST 변수는 2013년 9월 이후의 기간에 해당하면 1을, 이전에 대해서는 0의 값을 갖는 더미변수이다.

먼저 가설 1을 검증하고자 다음과 같은 순서형 로짓 회귀분석(ordered logit regression)을 사용하였다.

$$Rating\ Level_{i,t} = \alpha + \beta POST_t + \gamma Control\ Variables_{i,t-1} + e_{i,t} \quad (1)$$

여기서, 종속변수인 Rating Level은 숫자로 표시된 신용등급으로 1부터 22까지의 값을 갖는다. 시점 t 는 신용등급이 공시된 날짜를 의미한다. 설명변수인 POST는 2013년 9월 이후이며 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. 따라서 신용등급이 공시된 날이 규제 전 기간이면 POST 변수가 0, 규제 후 기간이면 1이 된다. 만약 2013년 규제의 강화가 신용등급 인플레이션을 억제하는 효과를 가져왔다면, POST의 회귀계수는 유의미한 양(+)의 값을 가져야 한다.

통제변수로는 기업의 시장가치의 로그값(lnMV), 장부가대시장가 비율(BM), ROA(Return on Asset), 부채비율(Debt-to-Equity), 이자보상비율(Interest Coverage), 레버리지 비율(Leverage), 영업이익률(Operating Margin), 주식의 체계적 위험인 베타(Beta), 비체계적 위험(Idiosyncratic risk)을 사용하였다. 채권과 주식시장의 전반적인 변동을 통

제하기 위해 채권지수의 연간 수익률(Bond Index Return)과 주식시장의 연간 수익률(Stock Index Return)을 사용하였다. 경제전반적인 변동을 통제하기 위해서는 GDP 연간 성장률(GDP Growth rate)을 추가하였다. 통제변수는 모두 신용등급이 공시된 날의 전년도(t-1시점) 자료를 사용하였다.

두 번째 정확도에 대한 가설을 검증하기 위해 다음과 같은 로지스틱 모형을 설정하였다.

$$Type\ I\ Error_{i,t} = \alpha + \beta POST_t + \gamma Control\ Variables_{i,t-1} + e_{i,t} \quad (2)$$

$$Type\ II\ Error_{i,t} = \alpha + \beta POST_t + \gamma Control\ Variables_{i,t-1} + e_{i,t} \quad (3)$$

여기서, 종속변수인 Type I Error는 제 1종 오류 변수로서 발표한 신용등급이 투자적격 등급이지만 1년 이내에 부도된 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. Type II Error는 제 2종 오류 변수로서 발표된 신용등급이 투기적 등급이지만 1년 이내에 부도처리 되지 않을 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. 변수를 설정할 때 각 신용등급이 공시된 날짜를 기준으로 하여 1년을 계산하여 해당 기간 이내의 부도 유무를 확인하였다. 만약 2013년 규제의 강화가 신용등급의 정확성을 향상시키는 효과를 가져왔다면, POST의 회귀계수는 유의미한 음(-)의 값을 가져야 한다. 식 (2)에서의 음(-)의 값은 규제 이후에 제 1종 오류가 감소하였음을 의미하며, 식 (3)에서의 음(-)의 값은 규제 이후에 제 2종 오류가 감소하였음을 보여준다.

IV. 실증분석 결과

1. 요약통계량

〈Table 1〉 Description of Variables

Variable	Definition
A. Explanatory Variables	
Rating Level	점수로 표시한 신용등급
Type I Error	투자 적격 등급의 채권이 1년 이내에 부도된 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수
Type II Error	투기 등급의 채권이 1년 이내에 부도처리 되지 않을 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수
B. Control Variables	
lnMV	기업의 시장가치(market value), 주가에 발행주식수로 곱한 수치에 로그를 취한 값
BM	기업의 장부가대시장가(book-to-market ratio), 기업의 자기자본을 시장가치로 나눈 값
ROA	기업의 투자수익률(return on asset), 당기순이익을 총자산으로 나눈 값
Debt-to-Equity	부채비율, 부채를 자기자본으로 나눈 값
Interest Coverage	이자보상비율, 영업이익을 이자비용으로 나눈 값
Leverage	레버리지비율, 비유동부채를 자산으로 나눈 값
Operating Margin	영업이익률, 영업이익을 매출액으로 나눈 값
Beta	주식의 체계적 위험. 일별 주식 초과수익률을 시장 초과수익률에 대하여 회귀분석한 베타값
Idiosyncartic Volatility	주식의 비체계적 위험. 일별 주식 초과수익률을 시장 초과수익률에 대하여 회귀분석한 잔차의 표준편차
Bond Index Return	채권지수(국고채 총수익지수)의 연간 수익률
Stock Index Return	주식지수(코스피 지수)의 연간 수익률
GDP Growth Rate	GDP 연간 실질성장률

〈Table 1〉은 실증분석에 사용할 변수들에 대해 설명하고 있다. 검증의 대상이 되는 주요 변수는 4개이다. 신용등급 수준(Rating Level)은 점수로 표시한 신용등급으로 신용등급 인플레이션 현상을 검증하기 위해 사용된다. 제 1종 오류(Type I Error)는 발표한 신용등급이 투자적격 등급이지만 1년 이내에 부도된 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수로

정의된다. 제 2종 오류(Type II Error)는 발표된 신용등급이 투기적 등급이지만 1년 이내에 부도처리 되지 않을 경우 1, 아니면 0의 값을 갖는 더미변수이다. 이 둘은 신용등급의 정확성을 검증하기 위한 지표로 사용된다. 그 외에도 통제변수로 다양한 기업 재무변수와 시장변수들을 추가하였다. 재무변수로 기업의 시장가치의 로그값(lnMV), 장부가대시장가 비율(BM), ROA(Return On Asset), 부채비율(Debt-to-Equity), 이자보상비율(Interest Coverage), 레버리지 비율(Leverage), 영업이익이익률(Operating Margin) 등을 사용하였다. 부채비율(Debt-to-Equity)은 음수(-) 값을 가지는 경우는 제거하였다.

시장변수로 주식의 체계적 위험인 베타(Beta)와 비체계적 위험(Idiosyncratic Volatility)을 사용하였다. 베타(Beta)의 경우는 일별 수익률을 사용하여 1년 단위로 추정하였다. 개별기업의 초과수익률에 대해 시장 초과수익률을 회귀분석한 계수를 베타로 사용하였으며, 관측값이 100보다 작은 경우는 추정치의 신뢰성을 위해 제거하였다. 비체계적 위험(Idiosyncratic Volatility)은 위의 회귀분석의 잔차의 표준편차를 사용하였다.

채권과 주식시장의 전반적인 변동을 통제하기 위해 채권지수의 연간 수익률(Bond Index Return)과 주식시장의 연간 수익률(Stock Index Return)을 사용하였다. 경제 전반적인 변동을 통제하기 위해서는 GDP 연간 성장률(GDP Growth rate)을 추가하였다.

〈Table 2〉 Summary Statistics of Variables

This table shows the ratings and accuracy of corporate bonds evaluated by credit rating agencies, and summary statistics on major financial variables of the target company for the sample period, divided into pre-regulation (PRE) and post-regulation (POST). On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. Based on this, the pre-regulation period from 2010 to August 2013 and the post-regulation period from September 2013 to December 2016 are set. A detailed description of the variables is presented in 〈Table 1〉.

Variable	All (N=5,800)		PRE (N=2,955)		POST (N=2,845)	
	Mean	Median	Mean	Median	Mean	Median
Rating Level	7.81	7.00	7.81	7.00	7.82	7.00
Type I Error	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
Type II Error	0.21	0.00	0.21	0.00	0.20	0.00
lnMV	13.05	12.97	12.91	12.68	13.20	13.31
BM	1.50	1.12	1.52	1.18	1.47	1.07
ROA	0.00	0.01	0.00	0.02	-0.01	0.01
Debt-to-Equity	3.25	1.63	2.28	1.60	4.26	1.64
Interest Coverage	-393.80	1.94	-1,255.33	2.02	501.04	1.83
Leverage	3.76	1.93	3.39	1.86	4.14	1.99
Operating Margin	0.02	0.04	0.01	0.04	0.02	0.03
Beta	0.90	0.88	0.87	0.87	0.92	0.92
Idio. Volatility	2.65	2.49	2.78	2.63	2.51	2.34

〈Table 2〉는 변수들의 요약통계량을 전체 기간, 그리고 규제 전(PRE)과 규제 후(POST) 기간으로 나누어서 보여주고 있다. 신용등급(Rating Level)의 전체 기간 평균은 7.81이다. 규제 전 기간 평균은 7.81, 규제 후 기간 평균은 7.82로 규제 후에 약간 수치가 상승하여 미미하게 신용등급은 하락하였음을 보여준다. 중간값은 규제 전 7등급(A-)이 규제 후에도 7등급으로 동일하다.

제 1종 오류(Type I Error)는 전체기간 평균이 0이다. 규제 전 기간 평균은 0.01, 규제 후 기간 평균은 0.01로 거의 변화가 없다. 표에 보고되지는 않았지만, 제 1종 오류는 1사분위까지 0으로 사건 자체가 거의 없는 상태이다. 제 2종 오류인 Type II

Error는 전체기간 평균이 0.21이다. 규제 전 기간 평균은 0.21, 규제 후 기간 평균은 0.20으로 규제 후에 수치가 약간 하락하였다. 이들의 수치 변화는 미미하기 때문에 이들의 변화에 대한 통계적인 검증은 다음 부분의 로지스틱 회귀분석을 사용하여 세밀하게 검증하였다.

여기서 주의할 점은 제 1종 오류와 제 2종 오류 측정에서 발생하는 비대칭성이다. 회사채는 실제 부도가 발생하는 경우가 극히 드물다. 또한 신용등급이 높을수록 기대부도율이 낮아진다. 이 때문에 제 1종 오류에 해당하는 표본은 아주 작을 가능성이 크다. 이에 비해 제2종 오류의 측정은 훨씬 수월하다. 회사채 부도 사건이 드물기 때문에 투기 등급을 받았더라도 실제 부도로 이어지지 않는 경우가 상대적으로 많을 것이기 때문이다. 비대칭성은 두 변수의 평균값을 통해서도 확인가능하다. 제 1종 오류의 평균은 0인데 비해 제 2종 오류의 평균은 0.21이다.

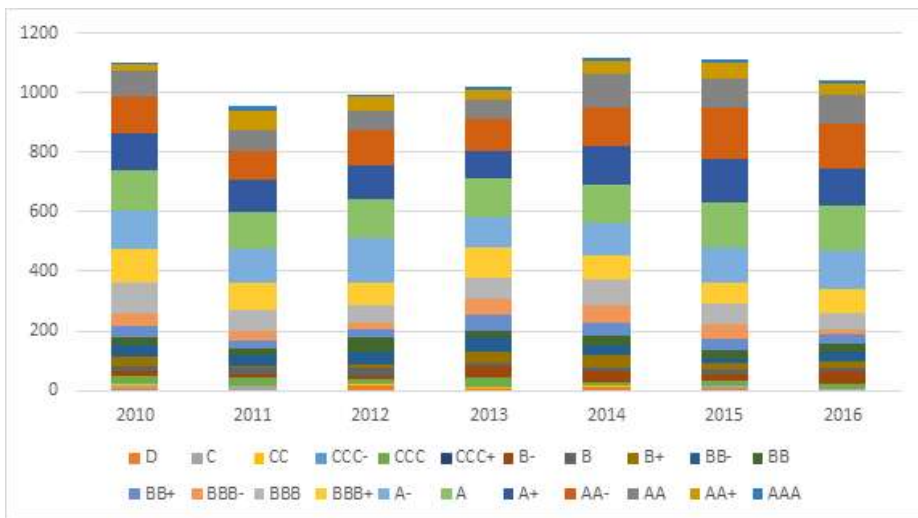
회귀분석에서는 기업특성변수 및 시장변수들을 통제한 가운데 더 자세한 검증이 가능하다. 회귀분석을 통제변수로 12개를 사용하였는데, 그 중 기업 간의 차이가 존재하는 9개의 변수에 대한 요약통계량도 <Table 2>에 보고하였다. 통제변수는 신용등급이 발표된 날의 전년도 자료를 사용하였다. 기업의 시장가치의 로그값(lnMV)의 전체 기간 평균은 13.05이며, 규제 전후를 살펴보면, 규제 전보다는 규제 후 기간의 평균값이 더 크다. ROA의 전체 기간 평균은 1.50이며, 규제 전후를 살펴보면, 규제 전보다는 규제 후 기간의 평균값이 작다. 규제 후 기간의 기업 성과가 전반적으로 더 좋지 않음을 알 수 있다. Debt-to-Equity, Interest Coverage, Leverage의 평균은 각각 3.25, -393.80, 3.76이다. 규제 전후를 비교하면, 세 변수 모두 규제 후의 평균값이 더 크다. 규제 후 전반적인 부채의 수준이 더 증가였음을 보여준다. 주식의 Beta와 Idiosyncratic Volatility의 전체 기간 평균은 각각 0.90, 2.65이다. Beta는 규제 전보다는 규제 후 기간의 베타의 평균이 크지만, Idiosyncratic Volatility는 규제 후 기간이 오히려 감소하여 반대의 결과를 보여준다.

2. 규제변화가 신용등급 수준에 미친 영향

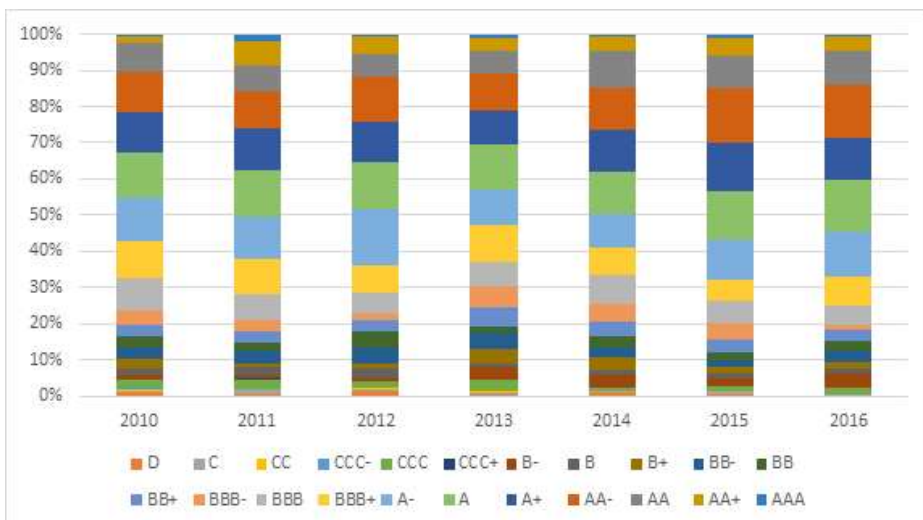
〈Figure 1〉 Time-series Plot of Credit Rating

This figure shows the change in the number and weight of corporate bond credit ratings evaluated by credit rating agencies from 2010 to 2016 by grade.

(A) Number by Credit Rating



(B) Percentage by Credit Rating



여기서는 규제 강화가 신용등급수준에 미치는 영향을 검증하고자 한다. 먼저 신용등급의 분포에 대한 시계열 추이를 <Figure 1>을 통해 살펴볼 수 있다. 패널 A는 신용평가의 신용등급별 수치를 연도별로 보여주고 있다. 신용평가회사 3개를 합하였을 때, 연도별로 차이가 있기는 하지만 매년 천 개 정도의 신용평가가 발표되고 있음을 볼 수 있다. 2011년에 신용평가 숫자가 가장 작고 이후에 계속 증가하여 2013년에는 1,000개를 넘어서고 2014년에 최고치를 보여주고 있다. 신용등급별로 살펴보면, 2013년에 투기적 등급의 기준이 되는 BB+ 등급이 크게 증가하였으며, BB+ 이하 등급들도 증가하였다. 2014년은 BB+ 이하 등급의 수치가 2013년보다 작아지기는 했지만, 여전히 그 이전보다 큰 수치를 유지하고 있다.

패널 B는 신용등급별 비중의 연도별 추이를 보여주고 있다. 연도별로 총합이 100%이기 때문에 각 신용등급별 비중에 대해 더 자세히 확인할 수 있다. 앞에서 언급했던 것과 같이 2013년에 BB+ 등급 및 그 이하 등급들의 비중이 확연히 증가하였다. 하지만 2014년 이후는 이러한 추세가 유지되지 못하고 BB+ 등급 이하의 비중이 이전 수준으로 줄어든다. 2013년 표본을 2013년 9월 기준으로 나누어 본다면 새로운 규제체계 도입의 효과를 더 명확히 살펴볼 수 있을 것이다. 이에 대해서는 다음 부분의 로지스틱 회귀분석을 통해 자세히 검증하였다.

규제가 강화되고 신용평가가 엄격해 지면서 BB+ 이하의 투기적 등급이 늘어나는 것도 문제지만, 한국의 신용평가 등급의 양극화 현상이 심각하다는 평가들도 있다. 최우석(2020)은 한국에서는 채권시장의 허리라고 할 수 있는 BBB 등급 채권시장이 소멸되다시피하면서 여러 부작용이 발생하고 있음을 지적하고 있다.⁴⁾ BBB 등급은 채권시장의 중간자로서 이 등급이 활성화되어야 A등급 이상 우량채권시장에 잠재적 공급자가 늘어나고 BB 등급 이하의 투기적 등급의 채권시장도 활성화될 수 있다. 하지만 현재 한국에서는 BBB 등급 이하로는 회사채 발행을 통한 자금조달이 어려우며 심지어 자본조달을 추진하던 A등급 기업들도 어려움을 겪을 정도로 시장이 활력을 잃고 있다고 진단하고 있다. 여러 원인 중 하나는 글로벌 금융위기 이후 강화된 내부지침을 언급하고 있다. 연기금, 증권사 등의 기관투자자들이 강화된 내부지침에 따라 BBB 등급 이하에 대한 투자를 기피하는 것이다.

4) 최우석(2020), “소멸에 이른 BBB등급과 벼랑 끝에 선 A등급, 한국 채권시장의 위기”, NICE 칼럼.

결국 BBB 등급은 해당 기업의 수가 작아짐으로 인해 상대적으로 높은 신용위험을 가진 것으로 인식되며 이에 따라 조달 금리도 높은 수준으로 설정되고 있다. 글로벌 금융위기 이전 BBB등급 금리는 A등급 금리의 1배 초반 수준이었지만 최근에는 약 3배의 차이를 보이고 있다고 한다. 이렇게 불리한 금리는 BBB등급 기업들의 회사채 발행 기피로 이어지면서 악순환의 고리가 지속되고 있는 상태이다. 규제 강화가 이런 부작용을 초래할 수 있음을 생각할 때, 각 등급들이 적절한 균형 수준을 유지할 수 있도록 금융감독기관도 관심을 가져야 할 것이다.

2013년 신용평가에 대한 자본시장법상 규제 시행 이후 신용등급의 전반적인 수준 변화를 검증하기 위해 신용등급을 독립변수로 사용한 순서형 로짓(ordered logit) 회귀분석을 사용하였다. 독립변수는 2013년 9월 규제 시행 이후가 1로 설정된 더미변수 POST이다. 숫자로 전환된 신용등급의 수치가 클수록 낮은 신용등급이기 때문에 POST의 회귀계수가 통계적으로 유의미한 양(+)의 값을 갖는다면, 규제 시행 이후에 신용등급이 전반적으로 하락한 것을 의미한다.

〈Table 3〉 Changes in Credit Rating Levels

This table shows the results of an ordered logit regression analysis for the credit rating levels of corporate bonds evaluated by credit rating agencies. The dependent variable is the credit rating expressed as a number. POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period is set from 2010 to August 2013, and the post-regulation period is set from September 2013 to December 2016. Specific descriptions of other variables are presented in 〈Table 1〉. The coefficient of Interest Coverage is multiplied by 100,000. NICE stands for National Information & Credit Evaluation, KIS stands for Korea Information Service, and KR stands for Korean Ratings. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

Panel A. All Sample Results

	(1)		(2)	
	coefficient	z-stat.	coefficient	z-stat.
POST	0.377***	7.852	0.737***	12.069
lnMV	-1.510***	-57.003	-1.518***	-57.076
BM	-0.515***	-18.196	-0.511***	-17.984
ROA	-3.286***	-12.093	-3.255***	-12.170
Debt-to-Equity	-0.002	-1.634	-0.002*	-1.737
Interest Coverage	0.006	0.070	0.007	0.085
Leverage	0.166***	25.295	0.169***	25.688
Operating Margin	0.004	0.038	-0.024	-0.250
Beta	1.282***	19.129	1.325***	19.685
Idio. Volatility	0.887***	27.885	0.947***	29.101
Bond Index Ret.			0.241***	8.638
Stock Index Ret.			0.012***	6.988
GDP Growth Rate			-0.049*	-1.924
Observation	5,800		5,800	
Pseudo R ²	0.414		0.417	

Panel B. Results by Credit Rating Agency

	NICE		KIS		KR	
	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.
POST	0.817***	7.900	0.586***	5.431	0.774***	7.205
lnMV	-1.489***	-32.884	-1.543***	-32.907	-1.555***	-33.354
BM	-0.449***	-9.490	-0.454***	-7.691	-0.498***	-10.036
ROA	-3.293***	-7.746	-2.582***	-6.570	-1.096***	-2.630
Debt-to-Equity	-0.002	-1.021	0.096***	6.057	-0.001	-0.813
Interest Coverage	-0.023	-0.202	0.077	0.059	0.711***	4.442
Leverage	0.163***	15.608	0.139***	8.281	0.153***	14.300
Operating Margin	-0.016	-0.112	0.050	0.362	-3.362***	-6.445
Beta	1.140***	9.895	1.260***	10.870	1.512***	12.512
Idio. Volatility	0.981***	17.955	1.021***	17.731	0.868***	14.960
Bond Index Ret.	0.275***	5.864	0.261***	5.199	0.187***	3.839
Stock Index Ret.	0.009***	3.251	0.011***	3.845	0.015***	5.202
GDP Growth Rate	-0.102***	-2.376	-0.046	-1.016	0.009	0.215
Observation	2,015		1,849		1,936	
Pseudo R ²	0.409		0.423		0.431	

〈Table 3〉의 패널 A는 전체 표본을 사용한 결과를 보여준다. 모형 (1)은 POST 변수와 함께 기업특성을 나타내는 변수들을 통제하였다. POST의 회귀계수가 0.337 (z -값=7.852)로 통계적으로 유의미한 양(+)의 값을 보여준다. 모형 (2)는 기업특성 변수들과 함께 채권과 주식시장의 변동, 국내 경제 흐름을 통제하기 위한 변수들을 추가하였다. POST의 회귀계수가 0.737 (z -값=12.069)로 통계적으로 유의미하다. 이런 결과는 2013년 자본시장법 규제로 전환한 이후 회사채 신용등급이 유의미하게 낮아졌음을 의미한다. 이는 규제 시행 후 신용평가사의 회사채에 대한 평가가 더 엄격하여 졌으며, 이로 인해 신용등급이 전반적으로 낮아졌음을 시사한다.

다른 통제변수들의 회귀계수 결과들도 상식에 부합한다. 기업규모, BM, ROA 등은 유의미한 음(-)의 값으로 기업규모가 클수록, 성장주일수록, 그리고 기업 성과가 좋을수록 신용평가 등급이 우수함을 보여준다. 반대로 유의미한 양(+)의 값을 갖는 Leverage, Beta, Idio. Volatility는 기업의 레버리지 비율, 그리고 체계적 위험, 비체계적 위험이 클수록 신용등급이 좋지 않음을 나타낸다.

패널 B는 신용평가사별로 결과를 나누어서 구분하였다. 한국의 신용평가는 주요 3개사에 의해 이루어지고 있다. 여기서 NICE는 NICE 신용평가, KIS는 한국신용평가, KR은 한국기업평가를 나타낸다. 관측치는 2,000여 개 정도로 비슷하다. 신용평가사별 분석은 모든 통제변수를 사용하였다. NICE 신용평가 표본에서 POST 변수의 회귀계수는 0.817 (z -값=7.900), KIS(한국신용평가)의 회귀계수는 0.586 (z -값=5.430), KR(한국기업평가)의 회귀계수는 0.774 (z -값=7.205)로 모두 통계적 유의성을 가지고 있다. 전체 표본의 결과가 특정 신용평가사에 의해 나타난 결과가 아니라, 3개 신용평가사 모두에게서 나타난 공통적인 현상임을 알 수 있다.

3. 규제변화가 신용등급 정확성에 미친 영향

앞에서 2013년 자본시장법 규제 이후 신용등급이 전반적으로 하락하고 등급부여 자체가 이전보다 엄격해졌음을 발견하였다. 하지만 이것이 반드시 신용등급의 질이 향상되었음을 의미하는 것은 아니다. 등급 인플레이션라는 의미에는 적정한 신용등

급에서 벗어나서 신용등급이 부풀려져 있다는 뜻이 내포되어 있는데, 이 문제가 해결되었다라고 주장하려면 신용등급이 낮아짐과 동시에 신용등급의 정확성도도 증가하였다는 명제도 증명되어야 할 것이다. 이에 따라 본 장에서는 자본시장법 규제 이후 신용등급 정확성도 개선되었는지 여부를 살펴보고자 한다. 이를 위해 부여된 신용등급의 제 1종 오류와 제 2종 오류에 대해 각각 검증하였다.

〈Table 4〉 Changes in Credit Rating Accuracy: Type I Errors

This table shows the results of logistic regression analysis for Type I Errors in corporate bond credit ratings evaluated by credit rating agencies. The dependent variable, Type I Error, is set to have a value of 1 if the company goes bankrupt within one year after granting an investment grade (BBB- or higher). POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period is set from 2010 to August 2013, and the post-regulation period is set from September 2013 to December 2016. Specific descriptions of other variables are presented in 〈Table 1〉. The coefficient of Interest Coverage is multiplied by 1,000. NICE stands for National Information & Credit Evaluation, KIS stands for Korea Information Service, and KR stands for Korean Ratings. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

Panel A. All Sample Results

	(1)		(2)	
	coefficient	z-stat.	coefficient	z-stat.
POST	-26.268	-0.126	-58.740	-0.552
lnMV	1.319***	4.130	1.347***	3.960
BM	1.305***	3.558	1.220***	3.674
ROA	-1.512**	-2.218	-2.035***	-2.629
Debt-to-Equity	0.007	0.040	0.061	0.598
Interest Coverage	-0.008	-0.454	-0.001	-0.021
Leverage	0.090	0.970	0.085	1.274
Operating Margin	3.269	1.096	0.889	0.325
Beta	0.784	0.952	0.639	0.826
Idio. Volatility	2.284***	5.448	2.220***	5.063
Bond Index Ret.			-0.665	-0.037
Stock Index Ret.			-0.156	-0.051
GDP Growth Rate			-1.816	-0.039
Observation	5,800		5,800	
Pseudo R ²	0.379		0.433	

Panel B. Results by Credit Rating Agency

	NICE		KR	
	coefficient	z-stat.	coefficient	z-stat.
POST	-24.120	-0.128	-38.536	-0.186
lnMV	0.969**	2.502	1.973**	2.317
BM	0.929**	2.075	1.478*	1.762
ROA	-1.599*	-1.756	-30.753**	-2.486
Debt-to-Equity	0.022	0.096	-0.144	-0.670
Interest Coverage	0.002	0.036	-0.101	-0.357
Leverage	0.088	0.790	0.062	0.322
Operating Margin	-0.055	-0.055	9.621	1.083
Beta	0.974	0.986	0.652	0.397
Idio. Volatility	1.634***	3.302	2.691**	2.327
Bond Index Ret.	-0.842	-0.137	32.815	0.970
Stock Index Ret.	-0.123	-0.118	-0.963	-1.126
GDP Growth Rate	-1.252	-0.079	-17.117	-1.078
Observation	2,015		1,936	
Pseudo R ²	0.379		0.636	

〈Table 4〉는 제 1종 오류(Type I Error)에 대한 로지스틱 회귀분석 결과를 보여주고 있다. 제 1종 오류는 발표한 신용등급 중 투자적격 등급이지만 1년 이내에 부도된 경우 1의 값을 부여하였으며, 나머지는 0을 부여하였다. 제 1종 오류는 부도처리 될 회사체에 대해 신용평가회사들이 투자적격 등급을 준 것이기 때문에 인지하지 못한 부도(missed default)라고 할 수 있다. 각 신용등급 공시에 대한 제 1종 오류 값을 종속변수로 하여 로지스틱 회귀분석을 실시하였을 때, POST의 회귀계수는 모형 (1)에서 -26.268 (z-값=-0.126), 모형 (2)에서 -58.740 (z-값=-0.552)로 음(-)의 값을 가지지만 통계적으로 유의성을 발견하지 못하였다. 자본시장법 규제 이후 제 1종 오류가 감소하는 방향으로 가기는 했지만 통계적 유의미하지는 않다.

규제 강화로 인해 신용평가가 엄격해짐으로 인해 신용등급이 전반적으로 하락되었다면, 신용평가가 더 보수적으로 진행되었다는 의미이므로 인지하지 못하고 부도가 될 가능성, 즉 제 1종 오류의 가능성은 당연히 감소하는 방향으로 움직일 것이다. 하지만 이에 대한 통계적인 유의성을 발견하지 못한 것은 아쉬움이 남는다.

패널 B에서는 신용평가사별로 구분한 회귀분석 결과를 보여주고 있다. KIS(한국신용평가)는 제 1종 오류 표본이 전체 기간을 통해 존재하지 않아서 분석에서 제외되었다. NICE 신용평가 공시의 제 1종 오류 값을 종속변수로 하여 회귀분석을 실시하였을 때, POST의 회귀계수는 -24.120 (z-값=-0.128)이다. KR에서도 회귀계수는 -38.536 (z-값=-0.186)이다. 두 신용평가회사 모두 앞의 전체 표본 결과와 동일하게 음(-)의 값을 가지지만 통계적으로 유의미하지는 않다.

〈Table 5〉 Changes in Credit Rating Accuracy: Type II Errors

This table shows the results of logistic regression analysis for Type II Errors in corporate bond credit ratings evaluated by credit rating agencies. The dependent variable, Type II Error, is set to have a value of 1 if the company is not defaulted within one year after granting the speculative grade (BB+ or lower). POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period is set from 2010 to August 2013, and the post-regulation period is set from September 2013 to December 2016. Specific descriptions of other variables are presented in 〈Table 1〉. The coefficient of Interest Coverage is multiplied by 1,000. NICE stands for National Information & Credit Evaluation, KIS stands for Korea Information Service, and KR stands for Korean Ratings. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

Panel A. All Sample Results

	(1)		(2)	
	coefficient	z-stat.	coefficient	z-stat.
POST	0.528***	5.193	0.811***	6.267
lnMV	-1.463***	-25.702	-1.466***	-25.656
BM	-0.251***	-3.819	-0.231***	-3.491
ROA	-0.562*	-1.753	-0.587*	-1.845
Debt-to-Equity	0.123***	6.343	0.125***	6.312
Interest Coverage	-0.001	-0.504	-0.001	-0.446
Leverage	0.001	0.079	0.001	0.034
Operating Margin	-0.232*	-1.712	-0.243*	-1.752
Beta	0.784***	5.658	0.879***	6.262
Idio. Volatility	1.103***	18.487	1.167***	18.852
Bond Index Ret.			0.287***	4.823
Stock Index Ret.			0.007*	1.918
GDP Growth Rate			-0.064	-1.201
Observation	5,800		5,800	
Pseudo R ²	0.599		0.605	

Panel B. Results by Credit Rating Agency

	NICE		KIS		KR	
	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.
POST	0.896***	4.059	0.647***	2.741	0.787***	3.411
lnMV	-1.605***	-15.278	-1.338***	-13.569	-1.476***	-14.546
BM	-0.212*	-1.775	-0.053	-0.485	-0.533***	-4.225
ROA	0.047	0.067	-0.999*	-1.766	-0.490	-0.856
Debt-to-Equity	0.159***	4.192	0.170***	4.013	0.036	1.249
Interest Coverage	-0.001	-0.275	-0.041***	-3.150	0.000	-0.108
Leverage	-0.002	-0.061	-0.051*	-1.722	0.066**	2.124
Operating Margin	-0.111	-0.374	0.085	0.317	-3.497***	-3.354
Beta	0.866***	3.565	0.835***	3.403	0.848***	3.350
Idio. Volatility	1.074***	10.340	1.429***	12.046	1.031***	9.370
Bond Index Ret.	0.336***	3.347	0.307***	2.760	0.200*	1.920
Stock Index Ret.	0.001	0.157	0.011*	1.858	0.008	1.375
GDP Growth Rate	-0.173*	-1.874	0.060	0.618	-0.074	-0.786
Observation	2,015		1,849		1,936	
Pseudo R ²	0.616		0.630		0.601	

〈Table 5〉는 제 2종 오류(Type II Error)에 대한 로지스틱 회귀분석 결과를 보여주고 있다. 제 2종 오류는 발표한 신용등급 중 투기적 등급이지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우 1의 값을 부여하였으며, 나머지는 0을 부여하였다. 제 2종 오류는 부도처리 되지 않을 회사채에 대해 신용평가회사가 투기적 등급을 준 것이기 때문에 잘못된 경고(false warning)라고 할 수 있다. 각 신용등급 공시에 대한 제 2종 오류 값을 종속 변수로 하여 회귀분석을 실시하였을 때, POST의 회귀계수는 모형 (1)에서 0.528 (z -값=5.193), 모형 (2)에서 0.811 (z -값=6.267)로 양(+)의 값을 가지며 통계적으로 유의미하다. 자본시장법 체계로의 규제 전환이 이후 제 2종 오류, 즉 신용평가회사의 잘못된 경고가 증가한 것이다.

규제 강화로 인해 신용평가가 엄격해지고 신용등급이 더 보수적으로 책정되면, 당연히 부도되지 않을 기업에게도 투기적 등급을 줄 가능성, 즉 제 2종 오류(false warning)의 가능성은 당연히 올라가게 된다. 유용한 규제라면 이런 가능성을 최소화시켜야 할 것이다. 하지만 본 연구의 결과는 강화된 규제가 제 2종 오류를 유의미하게 증가시켰음을 보여준다. 아쉽게도 이는 규제의 부작용으로 신용평가의 정확성이 하락하였음을 의미한다.

패널 B에서는 신용평가사별로 구분한 회귀분석 결과를 보여주고 있다. NICE 신용평가공시의 제 1종 오류 값을 종속변수로 하여 회귀분석을 실시하였을 때, POST의 회귀계수는 0.896 (z -값=4.059)이다. KIS(한국신용평가)의 회귀계수는 0.647 (z -값=2.741)이며, KR의 회귀계수는 0.787 (z -값=3.411)이다. 모두 양(+)의 값을 가지며 통계적으로 유의미하다.

지금까지의 결과를 종합하면, 2013년 자본시장법 규제 이후에 신용등급의 전반적인 하락 현상이 발견된다. 이는 규제 강화로 인해 신용평가회사들의 등급 부여가 엄격해졌기 때문으로 사료된다. 기존에 한국 신용평가의 문제점 중 하나로 지적되어 왔던 등급인플레이션 문제가 해결되었는지를 더 확인하기 위해 신용등급의 정확성의 변화에 대해 검증하였다. 신용등급의 제 1종 오류와 제 2종 오류에 대해 분석하였을 때, 제 1종 오류는 통계적으로 유의미한 변화가 없었으며 제 2종 오류는 통계적으로 유의미하게 증가하였음을 발견하였다. 제도 변화 이후 신용등급이 전반적으로 하락하였지만 이는 오히려 제 2종 오류를 증

가시키는, 즉 잘못된 경고를 증가시키는 부작용을 가져왔음을 의미한다. 이런 점을 고려하면 규제 강화가 진정한 의미에서 등급 인플레이션 문제를 해결하였다고 보기는 어렵다.

결과의 해석에서 주의할 점은 제 1종 오류와 제 2종 오류 측정에서 발생하는 둘 간의 비대칭성이다. 실제 회사채 부도가 발생하는 사건이 극히 드물기 때문에 제 1종 오류로 인식될 수 있는 표본은 아주 작다. 반면 투기 등급을 받았더라도 실제 부도로 이어지지 않는 경우는 상대적으로 많기 때문에 제2종 오류의 측정은 훨씬 수월하다. 따라서 제 2종 오류에 비해 제 1종 오류의 분석 결과의 신뢰성이 상대적으로 약할 수 있음을 감안해야 한다. 부도 사건이 다수 발생한 기간을 포함할 수 있다면 제 1종 오류의 측정이 수월해 질 수 있다. 하지만 본 연구의 표본기간에 해당하는 자본시장법 시행 기간이 기업 부도가 다수 발생한 시장상황은 아니었다.

4. 강건성 분석

앞의 분석 결과들에 대한 몇 가지 강건성 분석(robustness check)을 시행하였다. 첫째는 기간 설정이다. 규제 전과 후의 기간을 어떻게 설정할지, 또는 어떤 시점을 규제의 시점으로 설정할지는 논란이 될 수 있다. 본 연구에서는 2013년 8월 29일부터 자본시장법상 신용평가회사에 대한 규제가 시행된 것을 기준으로 하여, 2010년부터 2013년 8월까지를 규제 전 기간, 2013년 9월부터 2016년 12월까지를 규제 후 기간으로 설정하였다. 전체 표본기간은 7년이며, 규제 전 기간은 3년 8개월, 후 기간은 3년 4개월에 해당한다. 이는 상당히 긴 기간 일 수 있기 때문에 강건성 분석에서는 표본기간을 2012년부터 2014년까지 3년으로 줄여서 규제 전과 후의 차이를 검증하였다. 규제 전은 1년 8개월, 후는 1년 4개월에 해당한다.

〈Table 6〉 Robustness Check: Short-Term Period(2012-2014)

On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period is set from 2012 to August 2013, and the post-regulation period is set from September 2013 to December 2014. The table shows the results of ordered logistic regression analysis on the credit rating level of corporate bonds evaluated by credit rating agencies, and logistic regression analysis on Type I and II Errors in corporate bond

credit ratings. Type I Error is set to have a value of 1 if the company goes bankrupt within one year after granting an investment grade (BBB- or higher). Type II Error is set to have a value of 1 if the company is not defaulted within one year after granting a speculative grade (BB+ or lower). POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. Specific descriptions of other variables are presented in <Table 1>. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

	Rating Level		Type I Error		Type II Error	
	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.
POST	0.847***	5.905	-9.540	-0.378	0.538*	1.938
lnMV	-1.621***	-38.626	1.707***	3.554	-1.654***	-16.627
BM	-0.477***	-10.970	1.553***	3.521	0.153	1.607
ROA	-3.973***	-8.997	-8.133***	-2.652	-5.387***	-4.870
Debt-to-Equity	0.015	1.330	0.060	0.606	0.116***	2.888
Interest Coverage	0.000	-1.285	-0.001	-0.063	-0.004	-0.301
Leverage	0.159***	14.161	0.071	0.917	-0.079***	-2.928
Operating Margin	-0.034	-0.314	9.255*	1.731	0.093	0.392
Beta	1.898***	19.193	0.769	0.805	2.030***	9.197
Idio. Volatility	1.121***	21.564	2.659***	4.520	1.346***	12.871
Bond Index Ret.	0.160**	2.248	6.246	0.467	0.119	0.854
Stock Index Ret.	0.040***	8.353	0.010	0.141	0.040***	3.760
GDP Growth Rate	0.000		0.000		0.000	
Observation	2,518		2,518		2,518	
Pseudo R ²	0.439		0.494		0.643	

<Table 6>은 2012년부터 2014년까지 단기 표본의 결과를 보여주고 있다. 패널 A에서는 신용등급, 제 1종 오류, 제 2종 오류 세 개의 종속변수에 대한 회귀분석을 실행하였다. 우리가 관심 있는 POST 변수의 회귀계수를 보면, 신용등급 수준에서는 0.847 (z -값=5.905), 제 1종 오류에서는 -9.540 (z -값=-0.378), 제 2종 오류에서는 0.538 (z -값=1.938)이다. 본문의 결과와 크게 다르지 않다.

또한 규제 시작점을 2013년 9월로 설정한 것에 대해 의문을 제시할 수도 있다. 이런 규제 시작 기준에 대한 논란을 해결하기 위해 다음 강건성 분석에서는 2013년 자료를 삭제하고 규제 전과 후의 기간을 비교하였다. 따라서 규제 전 기간은 2010년부터 2012년까지이고, 규제 후 기간은 2014년부터 2016년까지이다.

〈Table 7〉 Robustness Check: Results of Samples Excluding 2013

On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period from 2010 to 2012 and the post-regulation period from 2014 to 2016 are set. The table shows the results of ordered logistic regression analysis on the credit rating level of corporate bonds evaluated by credit rating agencies, and logistic regression analysis on Type I and II Errors in corporate bond credit ratings. Type I Error is set to have a value of 1 if the company goes bankrupt within one year after granting an investment grade (BBB- or higher). Type II Error is set to have a value of 1 if the company is not defaulted within one year after granting a speculative grade (BB+ or lower). POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. Specific descriptions of other variables are presented in 〈Table 1〉. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

	Rating Level		Type I Error		Type II Error	
	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.
POST	0.848***	12.208	-22.233	-0.298	1.002***	6.346
lnMV	-1.531***	-53.441	1.446***	3.641	-1.502***	-23.294
BM	-0.527***	-16.810	1.183***	2.682	-0.353***	-4.573
ROA	-2.603***	-11.124	-2.212***	-2.454	-0.154	-0.376
Debt-to-Equity	-0.002**	-2.110	-0.035	-0.132	0.119***	5.479
Interest Coverage	0.000	-0.181	0.000	-0.052	-0.003	-0.743
Leverage	0.176***	24.440	0.143	0.989	0.029	1.384
Operating Margin	-0.050	-0.520	1.735	0.533	-0.115	-0.485
Beta	1.184***	15.669	-0.835	-0.792	0.466***	2.844
Idio. Volatility	1.064***	29.345	2.160***	4.345	1.340***	18.197
Bond Index Ret.	0.167***	5.310	2.193	0.040	0.234***	3.240
Stock Index Ret.	0.012***	7.134	-0.122	-0.056	0.009**	2.338
GDP Growth Rate	0.042	1.399	-3.972	-0.067	0.020	0.307
Observation	4,962		4,962		4,962	
Pseudo R ²	0.425		0.483		0.628	

〈Table 7〉은 2013년을 제외한 표본의 결과를 보여주고 있다. 패널 A에서는 신용등급, 제 1종 오류, 제 2종 오류 세 개의 종속변수에 대한 회귀분석을 실행하였다. POST 변수의 회귀계수를 보면, 신용등급 수준에서는 0.848 (z-값=12.208), 제 1종 오류에서는 -22.233 (z-값=-0.298), 제 2종 오류에서는 1.002 (z-값=6.346)로 본문의

결과와 비슷하다. 지금까지의 강건성 분석 결과들은 본 연구의 결론이 기간 설정이나 규제 시행의 기준점 설정 등에 관계없이 일관됨을 보여준다.

둘째, 신용등급의 정확성을 측정하기 위한 제 2종 오류의 계산방법을 변경하였다. 신용등급에 대한 규제 강화와 관련하여 제 1종 오류보다는 제 2종 오류에 대한 관심이 더 크다. 규제 강화로 신용등급이 더 엄격하게 책정되면, 당연히 부도 되지 않을 기업에게도 투기적 등급을 줄 가능성, 즉 제 2종 오류(false warning)의 가능성은 당연히 올라가게 된다. 유용한 규제라면 이런 가능성을 최소화할 수 있어야 할 것이다.

본 연구에서 제 2종 오류는 투기 등급의 채권이 1년 이내에 부도처리 되지 않을 경우로 정의하였으며, 투기 등급의 기준 절사점(cutoff)으로는 BB+를 사용하였다. BB+ 등급의 숫자로 변형한 값은 11이기 때문에 11 이상에 해당하는 신용등급 수치를 가지면서 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우가 제 2종 오류가 발생한 것이다. 하지만 이를 제 2종 오류로 생각하기에 너무 엄격한 측면이 있다. BB+ 등급 이하의 신용등급이 1년 이내에 부도처리가 되는 것이 정확한 예측이고, 부도처리 되지 않으면 오류라는 논리이기 때문이다. 이에 대해 절사점을 변경하여 신용등급 수치가 17 (CCC+) 이상을 받았지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우, 그리고 신용등급 수치가 20 (CC) 이상을 받았지만 1년 이내에 부도처리 되지 않은 경우를 제 2종 오류로 정의하여 강건성 분석을 추가로 실시하였다.

〈Table 8〉 Robustness Check: Type II Errors of Alternative Cutoff Points

This table shows the results of logistic regression analysis for Type II Errors in corporate bond credit ratings evaluated by credit rating agencies. Type II Error is set to have a value of 1 if default is not processed within one year after the speculative grade is assigned. As the cutoff point of the speculative grade, BB+ or lower (11 higher) is used as in the text. In addition, CCC+ or lower (17 higher) and CC or lower (20 higher) are added as alternative cutoff. POST is a dummy variable that has a value of 1 if it is after the regulation is implemented and 0 if it is before. On August 29, 2013, regulations on credit rating agencies are enforced under the Financial Investment Services and Capital Markets Act. The pre-regulation period is set from 2010 to August 2013, and the post-regulation period is set from September 2013 to December 2016. Specific descriptions of other variables are presented in 〈Table 1〉. The coefficient of Interest Coverage is multiplied by 1,000. *, **, *** indicate significance under the 10%, 5%, and 1% significance levels, respectively.

	BB+ 이하(11 higher)		CCC+ 이하(17 higher)		CC 이하(20 higher)	
	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.	coeff.	z-stat.
POST	0.811***	6.267	0.800***	3.379	1.492***	3.145
lnMV	-1.466***	-25.656	-0.480***	-5.811	-0.099	-0.723
BM	-0.231***	-3.491	-0.335***	-3.235	-0.058	-0.494
ROA	-0.587*	-1.845	-1.812***	-5.383	-2.148***	-5.809
Debt-to-Equity	0.125***	6.312	0.025*	1.878	-0.003	-0.378
Interest Coverage	-1.159	-0.446	0.000	0.447	0.000	0.232
Leverage	0.001	0.034	0.123***	7.004	0.046**	2.144
Operating Margin	-0.243*	-1.752	-0.283	-1.341	-0.254	-0.789
Beta	0.879***	6.262	-0.265	-1.092	-1.192***	-3.127
Idio. Volatility	1.167***	18.852	0.669***	8.369	0.923***	7.312
Bond Index Ret.	0.287***	4.823	0.460***	4.231	0.555***	2.891
Stock Index Ret.	0.007*	1.918	0.025***	3.818	0.021	1.483
GDP Growth Rate	-0.064	-1.201	-0.130	-1.402	-0.299*	-1.707
Observation	5,800		5,800		5,800	
Pseudo R ²	0.605		0.432		0.508	

〈Table 8〉는 다양한 절사점을 사용한 제 2종 오류 값을 종속변수로 하여 회귀분석을 실시한 결과를 보여주고 있다. BB+ 이하(11 higher)를 사용한 결과는 본문 〈Table 5〉에 보고된 결과와 동일한 수치이다. CCC+ 이하(17 higher)를 절사점으로 사용한

결과에서, POST의 회귀계수는 0.800 (z -값=3.379)로 양(+)의 값을 가지며 통계적으로 유의미하다. 마지막 CC 이하(20 higher)를 절사점으로 사용한 결과의 POST 회귀계수는 1.492 (z -값=3.145)로 역시 유의미한 양(+)의 값을 갖는다. 제 2종 오류에 대한 절사점을 다양하게 변화시켜도 자본시장법 체계로 규제 전환 이후 제 2종 오류가 증가하였다는 결과는 동일하게 유지된다.

V. 결론

본 연구는 신용평가에 대한 규제가 기존 신용정보법에서 자본시장법으로 이관되고 금융적 규제가 시작된 2013년 9월을 기준으로 규제 강화가 실제로 신용평가의 질을 향상시켰는지 살펴보았지만, 이를 지지하는 결과는 얻지 못하였다. 실증분석은 규제 이후 신용등급 자체의 수준이 평균적으로 하락하였지만, 제 2종 오류, 즉 신용평가회사의 기업신용에 대한 잘못된 경고(false warning)가 증가하였다. 결과들을 종합하면, 2013년 자본시장법 규제 이후에 신용등급의 전반적인 하락 현상이 발견되지만, 이는 오히려 기업신용에 대한 잘못된 경고인 제 2종 오류를 증가하는 역효과가 발생하였음을 보여준다.

2008년 글로벌 금융위기를 거치며 신용평가에 대한 문제제기와 함께 다양한 규제 입법이 시행되었다. 한국도 다양한 조치들이 취해졌으며, 특히 2013년은 신용평가에 대한 규제가 기존 신용정보법에서 자본시장법으로 이관되는 근본적인 체계 변화가 있었고, 신용평가사의 내부통제기준에 대한 요구도 강화되었다. 본 연구는 규제 시행 후 10여년이 지난 현 시점에서 결과를 평가하고 더 나은 길을 모색하기 위한 목표로 시행되었다. 본 연구는 2013년의 규제 강화로 인해 신용등급이 전반적으로 하락하여 신용평가가 엄격해지고 신용등급 인플레이션 문제가 개선되는 긍정적인 효과가 있음을 발견하였다. 하지만 이에 대한 반작용으로 잘못된 경고, 즉 제 2종 오류가 증가하는 부작용도 존재함을 이야기한다. 이를 통해 우리는 규제 강화 시 부작용이 발생할 수 있다는 교훈을 확인할 수 있다. 금융감독기관은 규제의 부작용을 최소화하면서 규제 변화의 이득을 최대화시킬 수 있도록 규제를 설계 및 운용해야 할 것이다.

참고문헌

- 김세권·박기환 (2011), “부도위험과 주식수익률”, **한국증권학회지**, 제40권 제2호, pp. 377-403.
- (Translated in English) Park, K., and S., Kim (2011). “Default Risk and Equity Return”, *Korean Journal of Financial Studies*, 40(2):377-403.
- 김태규·신정순 (2014). “신용등급과 주식수익률”. **재무연구**, 제27권 제3호, pp. 423-455.
- (Translated in English) Kim, T., and J., Shin (2014). “Credit Ratings and Equity Returns”, *Asian Review of Financial Research*, 27(3):423-455.
- 오세경·황인덕 (2012), “글로벌 금융위기 이후 신용평가산업의 환경변화 고찰과 주요 현안에 대한 정책제안”, **한국증권학회지**, 제41권 제1호, pp. 1-39.
- (Translated in English) Oh, S., and I., Hwang (2012). “Change in World Credit Rating Industry After Global Financial Crisis and Suggested Policy Issues in Korea”, *Korean Journal of Financial Studies*, 41(1):1-39.
- 오희장 (1999), “기업어음 신용등급변경의 정보효과”, **경영학연구**, 제28권 제1호, pp. 103-125.
- (Translated in English) Oh, H. (1999). “An Empirical Study on the Information Contents of Commercial Paper Rating Changes on Common Stock Prices”, *Korean Management Review*, 28(1):103-125.
- 주상룡 (2001), “회사채신용 등급 변경이 주가에 미치는 영향에 관한 연구 -IMF 이전과 이후를 중심으로”, **한국증권학회지**, 제29권 제1호, pp. 407-441.
- (Translated in English) Joo, S. (2001). “An Empirical Study on the Effect of Corporate Bond Rating Changes On Stock Prices - Before IMF and After IMF -”, *Korean Journal of Financial Studies*, 29(1):407-441.
- 최준석·허성관 (1994), “기업어음 신용등급 변경의 정보효과”, **한국증권학회지**, 제16권 제1호, pp. 339-365.
- (Translated in English) Choi, J., and S., Huh (1994). “Capital Market

- Reactions to CP Rating Changes”, *Korean Journal of Financial Studies*, 16(1):339-365.
- Avramov, D., T., Chordia, G., Jostova, and A., Philipov (2009). “Credit Ratings and the Cross-section of Stock Returns”, *Journal of Financial Markets*, 12:469-499.
- Bonsall, S. (2014). “The Impact of Issuer-pay on Corporate Bond Rating Properties: Evidence from Moody and S&P Initial Adoptions”, *Journal of Accounting and Economics*, 57:89-109.
- Campbell, J., J., Hilscher and J., Szilagyi (2008). “In Search of Distress Risk”, *Journal of Finance*, 63:2899-2939.
- Chava, S., and A., Purnanandam (2010). “Is Default Risk Negatively Related to Stock Returns?”, *Review of Financial Studies*, 23:2523-2559.
- Cheng, M., and M., Neamtiu (2009). “An Empirical Analysis of Changes in Credit Rating Properties: Timeliness, Accuracy and Volatility”, *Journal of Accounting and Economics*, 47:108-130.
- Da, Z., and P., Gao (2010). “Clientele Change, Liquidity Shock, and the Return on Financially Distressed Stocks”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45:27-48.
- Dichev, I. (1998). “Is the Risk of Bankruptcy a Systematic Risk?”, *Journal of Finance*, 53:1131-1147.
- Dichev, I., and J., Piotroski (2001). “The Long-run Stock Returns Following Bond Ratings Changes”, *Journal of Finance*, 56:173-203.
- Dimitrov, V., D., Palia, and L., Tang (2015). “Impact of the Dodd-Frank Act on Credit Ratings”, *Journal of Financial Economics*, 115:505-520.
- Garlappi, L., T., Shu and H., Yan (2008). “Default Risk, Shareholders’ Advantage and Stock Returns”, *Review of Financial Studies*,

21:2743-2778.

Griffin, J., and M., Lemmon (2002). "Book-to-market Equity, Distress Risk, and Stock Returns", *Journal of Finance*, 57:2317-2336.

Hand, J., R., Holthausen and R., Leftwich (1992). "The Effect of Bond Rating Agency Announcements on Bond and Stock Prices", *Journal of Finance*, 47:733-752.

Hite, G., and A., Warga (1997). "The Effect of Bond-rating Changes on Bond Price Performance", *Financial Analysts Journal*, 53:35-51.

Holthausen, R., and R., Leftwich (1986). "The Effect of Bond Rating Changes on Common Stock Prices", *Journal of Financial Economics*, 17:57-89.

Jiang, J., M., Stanford and Y., Xie (2012). "Does It Matter Who Pays for Bond Ratings? Historical Evidence", *Journal of Financial Economics*, 105:607-621.

Jorion, P., Z., Liu and C., Shi (2005). "Informational Effects of Regulation FD: Evidence from Rating Agencies", *Journal of Financial Economics*, 76:309-330.

Merton, R. (1974). "On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates", *Journal of Finance*, 29:449-470.

Pagano, M., and P., Volpin (2010). "Credit Ratings Failures and Policy Options", *Economic Policy*, 25:401-431.

Skreta, V., and L., Veldkamp (2009). "Ratings Shopping and Asset Complexity: A Theory of Ratings Inflation", *Journal of Monetary Economics*, 56:678-695.

Vassalou, M., and Y., Xing (2004). "Default Risk in Equity Returns", *Journal of Finance*, 59:831-868.

Abstract

This paper examines whether the strengthening of regulations actually improves the quality of credit ratings. The empirical analysis is conducted as of September 2013 when the regulation on credit rating agencies (CRA) was transferred to the Financial Investment Services and Capital Markets Act. This study examines the effects of strengthening regulations in two aspects. First, after the regulation, it is found that the level of the credit rating itself falls on average. Second, when verifying the change in the accuracy of the credit rating, it is found that the type II error, that is, the false warning of the credit rating agencies' corporate credit has increased. These results are common to all three credit rating agencies. Taken together, the overall fall in credit ratings was found after the regulation of the Financial Investment Services and Capital Markets Act in 2013; however, this had the adverse effect of increasing the type II error, a false warning of corporate credit. This study shows that regulatory changes can affect the quality of capital market information, and also that it is necessary to recognize and prepare for the side effects of regulations.

※ **Key words:** Credit Rating Agency, Regulation, Financial Investment Services and Capital Markets Act, Rating Inflation, Accuracy

가계부채 보유와 보장보험 가입 간 관계분석

Relationship Between Household Debt and Protection-type Insurance Ownership

이 경 학*·강 성 호**

Kyonghee Lee·Sungho Kang

이 연구에서는 재정패널자료(조사대상 기준년도: 2016~2018년)를 활용하여 국내 가계의 부채 보유 여부가 보장보험(질병/상해/사망) 가입에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 대상기간 부채를 보유한 가계 비율은 평균 36.8%이며, 부채 유형별로 보면 주택담보대출 18.8%, 기타대출(학자금/금융기관일반/신용카드) 12.4%, 전세금·임대보증금대출 11.4% 수준이다. 보장보험 가입률은 75.5%, 연간 납입금액은 415만 원 수준이다. 부채 보유가 보장보험 가입에 미친 영향에 대한 패널로짓 분석 결과, 부채보유 가계의 보장보험 가입이 통계적으로 유의하게 높게 나타났다. 이는 이론 모형에 부합하는 것으로 보장보험이 부채 보유 가계의 재정안정에 기여함을 시사한다. 상호항(부채유형별×연령계층)에 대한 추정 결과 보장보험 가입에 대한 부채보유 영향이 연령집단 간 달리 나타났는데 주택담보대출을 보유한 55세 초과 중고령층은 다른 집단에 비해 통계적으로 유의하게 보장보험 가입성향이 높은 것으로 확인되었다.

부채보유 가계가 보장보험을 적절히 활용하여 가장의 인적위험을 관리하기 위해서는 비용효율적인 단체보험방식 활성화, 단체보험가입자에 대한 대출금리 혜택 제공, 디지털 채널을 통한 대출프로세스 재구조화 등이 필요하다.

국문 색인어: 가계부채, 생명보험, 사망보장격차

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B051600, B051601, B051609

* 상명대학교 글로벌금융경영학부 부교수(khlee@smu.ac.kr), 제1저자

** 보험연구원 선임연구위원(ksh0515@kiri.or.kr), 교신저자

논문 투고일: 21. 6. 29, 논문 최종 수정일: 21. 8. 4, 논문 게재 확정일: 22. 2. 18

I. 서론

우리나라의 가계부채는 2015년 이후 급증하면서 2020년 3/4분기 말에는 GDP 대비 100%를 넘어서 소비를 위축시키고 장기적으로 성장을 저해하는 요인으로 작용할 것이란 우려가 높다. 가계대출 규모는 2017년 1,370조 원에서 2020년 1,726조 원으로 증가하였으며, 이 중 주택담보대출이 절반 이상을 차지한다(한국은행 보도자료, 2021.3.25.). 자산 형성이 미흡한 청년층이 전체 가계대출잔액에서 차지하는 비중이 2019년 말 24.9%에서 2020년 3/4분기 말에는 25.8%로 높아졌다는 점도 우려사항이다(한국은행 2020).

과도한 가계부채는 위험요인이지만, 대출이 꼭 필요한 사람이 이를 잘 활용할 경우 긍정적인 효과가 존재하기 때문에 대출실행 이후 잠재위험을 관리할 수 있는 장치를 마련하는 것도 중요하다. Delis, Fringuellotti, and Ongena(2002)가 유럽은행의 대출신청자 자료를 분석한 결과, 대출을 승인받은 자가 거절당한 자에 비해 1년, 3년, 5년 후 소득증가율이 높은 것으로 나타났는데, 이는 대출이 필요한 사람에게 신용을 제약하면 경제적 계층이동이 어려워져 불평등 해소에 바람직하지 못함을 시사한다. 따라서 가계부채의 긍정적 효과가 온전히 발현되기 위해서는 차주가 부채를 상환하지 못할 리스크를 사전에 적절히 통제할 수 있는 장치가 필요하다. 사망, 질병, 상해 등 사고발생으로 경제활동을 중단할 경우 저축 외에 사고보험금을 활용할 수 있다면, 가계재정 안정화에 도움이 될 것이다.

이에 본 연구는 재정패널 자료(소득·자산 기준년도 2016-2018)¹⁾를 활용하여 국내 부채보유 가구의 현황을 파악하고, 부채유형을 3가지²⁾ 형태로 구분하여 부채를 보유한 가구의 보장보험(질병/상해/사망) 수요를 실증적으로 규명하였다. 지금까지 국내에서 이루어진 보장보험 수요에 대한 연구 중 가계의 부채 보유에 관심을 둔 연구는 많지 않다. 본 논문은 보장보험 가입 정보가 포함된 「재정패널조사」를 이용하여 실증분석을 실행하고 이론모형을 검증하였다. 따라서 동 연구는 부채보유 가계의 보장보험 가입에 대한 실증적 정보를 제공한다는 점에서 학술적·정책적 기여를 가진다고 하겠다.

1) 조사시점은 2017-2019년도이다.

2) 부채 유형은 재정패널 자료에 제시된 내용을 바탕으로 ‘주택담보대출’은 ‘정부지원 주택자금대출’, ‘금융기관 주택담보대출’로, ‘전세금·임대보증금대출’은 원조사 그대로, ‘기타대출’은 학자금대출, 금융기관 일반대출, 신용카드 관련 대출로 분류하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 보장보험 수요에 대한 선행연구를 이론적·실증적 측면에서 살펴본다. III장에서는 실증분석에 활용된 데이터를 소개하고, 부채 보유 및 보장보험 가입 현황에 대한 기술통계 및 주요 변수 간 상관관계를 살펴본다. IV장에서는 본 고의 관심사인 부채 보유 여부가 보장보험 가입 및 납부액에 어떤 영향을 미치는지 회귀분석한다. 마지막으로 V장은 연구를 요약하고, 한계를 기술한 후 향후과제를 제시한다.

II. 선행연구

1. 이론모형

생명보험 수요 이론은 가계의 생애기간 동안 기대효용 극대화에 중점을 둔 생애주기모형(life cycle framework)에 기반한다. 가구주의 조기사망으로 불확실한 소득흐름에 직면하는 가계를 가정하고, 사망보험금이 가계소비의 변동성을 축소하는 수단으로 활용된다고 본다(Yarri 1965; Fischer 1973; Campbell 1980).

대표적으로 Lewis(1989)는 사망보험 수요를 가계의 주된 소득자가 사망할 경우 남겨진 부양가족(유족)의 기대효용을 극대화하는 것으로 설정하였다. 잠재 수익자인 유족으로 배우자와 자녀를 상정하고, 이들의 기대효용 관점에서 사망보험 수요에 대한 모형을 수립하였다. 보험계리적으로 공정한 가격 하에서 보험가입금액은 부양가족이 경제적 곤란을 겪지 않을 수준(가구주 사망 전 소비수준 유지)이라고 보았으며 이를 다음과 같은 수식으로 표현하였다.

$$(1 - lp)F = \max\left[\frac{1 - lp}{l(1 - p)}\right]^{1/\delta} TC - W, 0] \quad (\text{식 1})$$

위 식의 주요 변수에 대한 정의는 다음과 같다.

- F : 사망보험가입금액
- l : 보험계리적 가치 대비 보험료($\frac{\text{보험료}}{\text{보험계리적 가치}}$)

이 값이 1일 경우 보험계리적으로 공정하다고 판단할 수 있지만, 보험회사가 보험료 설정 시 사업비용과 이윤을 부과하기 때문에 1을 초과하는 것이 일반적임

- p : 가구주의 사망확률
- δ : 부양가족의 상대위험회피도(relative risk aversion)
- TC : 부양가족의 총소비현재가치(남은 배우자가 사망하는 시점과 미성년 자녀가 경제적으로 독립하는 시점까지 필요한 총소비금액을 현재가치로 환산한 금액)
- W : 가계가 보유한 순자산

(식 1)에서 좌변은 ‘보험가입금액(F)-예상 보험료(lpF)’, 우변은 ‘보험가입동기’로서 순자산이 부족한 상태에서 부양가족의 최적 소비를 제공하기 위한 것으로 요약된다. 따라서, 사망보험 가입결정은 부양가족의 총소비현재가치(TC)와 가계순자산(W) 간 비교를 통해 이루어지며, 부양가족의 총소비현재가치에 영향을 주는 요인은 가구주의 사망확률(p), 보험상품 가격(l), 유족의 위험회피도(δ)이다.

순수한 보장 목적의 수요를 모형으로 설정한 (식 1)에서 가구주의 사망확률이 높을수록, 유족의 위험회피도가 높을수록, 그리고 유족의 총소비현재가치가 높을수록 사망보험에 대한 수요는 증대될 것이다. 또한, 유족의 총소비현재가치는 가계소득이 높을수록, 자녀가 어릴수록, 자녀교육비가 많이 소요될수록, 자녀 수가 많을수록, 외벌이일수록 크게 산정될 것이다. 반면, 보유자산이 많을수록, 보험료가 공정한 계리적 가치에 비해 높을수록 사망보험 수요는 감소할 것이다.

2. 실증연구

이론모형과 일관되게 다수의 실증연구에서 사망보험의 역할이 유족보장, 즉 가계의 잠재된 위험관리인 것으로 확인되었다. Liebenberg, Carson, and Dumm(2012)는 결혼, 자녀출산 등 부양가족이 생기는 생애사건이 발생하면 사망보험 가입이 증가하는 관계를 발견하였다. Chen, Wong and Lee(2001)은 1949~1996년 미국 사망보험 수요 변화를 분석한 결과 최근 출생집단의 사망보험 가입이 감소한 사실을 발견하였는데, 그 이유로 부양가족 없는 독신자 증가, 늦은 결혼으로 인한 자녀 수 감소 등을 지적하였다.

가계의 소비여력을 압박하는 부채 보유가 사망보험 가입을 높이는 요인으로 나타난다는 연구가 있다. Hartley, Paulson and Powers(2017)은 1989~2013년 미국의 사망보험 가입에 영향을 주는 요인으로 부채 보유 여부를 설명변수로 두고 회귀분석한 결과, 주택담보대출/신용대출/기타대출 보유와 정기보험/종신보험 가입 간 통계적으로 유의한 양(+)의 관계가 나타났다.

Durkin and Elliehausen(2017)은 미시간 대학의 가계조사자료(Survey Research Center of University of Michigan)를 사용하여 신용생명보험(credit life insurance)³⁾ 가입 요인을 분석하였다. 종속변수는 신용생명보험 가입 여부(가입=1, 미가입=0)이고, 설명변수는 각 주별 신용생명보험 가격, 보장보험(사망, 건강, 장기간병) 가입 여부, 건강상태에 대한 인식, 재무상태에 대한 인식, 위험회피도, 인구 특성으로 두고 로짓 분석을 실시하였다. 분석 결과, 장기간병보험 가입과 건강상태가 양호하지 못하다는 인식이 통계적으로 유의한 양(+)의 관계로 나타났다. 건강상태가 좋지 못하다고 인식하는 사람의 신용생명보험 가입성향이 높다는 것은 신용생명보험 시장에 역선택이 존재할 가능성을 시사하는 것이다.

현실 세계에서 사망보험에 대한 수요는 Lewis(1989) 모형에서 고려하지 못한 다른 요인들에 의해서도 영향을 받을 수 있다. 예를 들면, 적립보험료 투자수익에 대한 과세이연, 특정 조건 충족 시 사망보험금에 대한 상속세 비과세 등이 해당된다. 특히 고소득층에서는 사망보험에 대한 세제혜택으로 인해 경쟁상품 대비 세후 실효수익률이 높기 때문에 보험에 가입하려는 유인이 존재한다.

Mulholland, Finke, and Huston(2016)은 세제요인이 1992~2010년 미국의 종신보험 가입률 하락에 미친 영향을 분석하였다. 투자수익에 대해 과세이연 혜택을 제공하는 노후저축상품(예: Roth IRA)의 출현이 종신보험 수요 감소와 관련이 있는지 검증하였다. 가계조사자료(Survey of Consumer Finance)를 활용하여 분석한 결과, 과세 수준의 변화가 종신보험 수요에 영향을 미쳤다는 실증적 근거를 찾을 수 없었다.

3) 신용생명보험은 대출, 외상거래, 할부거래 등을 통해 채무를 부담한 자가 사망, 질병·상해로 인한 소득상실, 비자발적 실업으로 채무변제가 어려울 경우 사고보험금으로 잔존부채를 변제하는 순수보장성 보험상품이다. 미국에서 이 상품은 1919년에 최초 판매되어 오랜 시장경험을 갖고 있음에도 불구하고, 대출과 연계된 특성으로 강매, 끼워팔기 등 불완전판매 우려가 높아 보험요율, 판매비용에 대한 엄격한 감독이 이루어지고 있다.

Bernheim(1991)은 사회보장급여, 종신소득(퇴직연금과 공적연금의 보험계리적 가치), 자녀 수, 배우자 사별 여부, 결혼 여부, 연령 등을 변수로 두고 사망보험 수요를 분석하였다. 1975년 패널자료(Longitudinal Retirement History Survey)의 64~69세 응답자를 분석한 결과, 배우자 사별과 사망보험 가입 간 음(-)의 관계가 나타났다. 이는 사망보험금이 상속 목적(예: 상속세 납부, 상속자산 등)으로 활용됨을 시사한다.

한편, 국가 차원에서 사망보험 수요에 대한 실증분석도 이루어졌다. Li et al.(2007)은 30개 OECD 국가를 대상으로 생명보험 수요에 영향을 미칠 수 있는 사회경제적 특성과 시장 요인에 대해 분석하였다. 국가별 생명보험 수요는 부양가족 수가 많고, 교육수준이 높을수록 증가하는 반면, 기대수명이 높고, 정부의 사회보장지출이 많을수록 감소하는 것으로 나타났다. 금융시장 발전과 보험시장 내 경쟁은 생명보험상품 판매를 촉진시키는 반면, 높은 인플레이션과 높은 실질금리는 생명보험상품 구입을 감소시키는 것으로 나타났다.

Swiss Re(2020)은 아시아 10개 국가 대상 소비자 설문조사 방식으로 미시자료를 수집하여 가계 차원의 사망보장격차(MPG: Mortality Protection Gap)를 산출하였다. 사망보장격차는 가계의 필요보장금액과 가용자원 간 차이로 산출되는데 구체적인 산식은 다음과 같다.

사망보장격차=필요보장금액-가용자원

- 필요보장금액=가구의 기대수입($\sum_{t=1}^n \frac{e_t}{(1+i)^t}$)+가계부채 (식 2)
- 가용한 자원=현·예금+기타 투자수익+보장보험 가입금액+사회보장급부

위 식에서 가계 부채는 필요보장금액에 포함되고, 보장보험 가입금액은 가용한 자원에 포함된다. 필요보장금액 산출식에서 n 은 부양기간, e_t 는 부양가족의 필요소득, i 는 물가상승률을 의미한다. 필요보장금액과 가용자원 간 차이로 계산되는 ‘사망보장격차’는 가구의 연령 및 소득, 가계소득 및 지출, 부양가족 수, 물가상승률, 실질임금상승률, 은퇴연령, 유동자산, 자가보유, 보험가입금액 등에 의존한다. 이 연구에서 한국의 필요보장금액 대비 보장보험 가입금액 비중은 16.6%로 추정되어 성숙시장인 일본(20.6%), 호주(18.8%)보다는 낮지만, 미성숙시장인 중국(3.4%)보다는 높은 것으로 나타났다. 이런 결과는 일반

적으로 성숙시장의 가계는 사망위험에 대해 더 잘 인지하고 있으며 이는 더 높은 사망보험 가입으로 연계되기 때문이다.

한편, 국내 실증연구로 최원호(2018)는 통계청의 2011~2013년 가계금융 조사자료를 이용하여 부채를 보유한 가계와 부채가 없는 가계 간 포트폴리오 구성의 차이를 분석하였다. 부채를 보유한 가계는 부채가 없는 가계보다 주식, 채권, 보험과 수익증권을 더 많이 보유하는 것으로 나타났다. 국내 가계 자산이 주택, 부동산 등 실물중심으로 치우쳐 있음을 지적하며, 위험분산효과를 고려하지 않은 포트폴리오를 구성할 경우, 위험노출로 인해 가계 재무건전성이 악화될 수 있음을 우려하였다.

오승연·송윤아(2015)는 한국노동패널자료를 사용하여 생애사건이 가구의 보장성보험 보유상태 변화에 미치는 영향을 분석하였다. 보험 보유상태 변화를 신규가입, 추가가입, 전액해약, 부분해약으로 구분하여 분석한 결과, 출산 및 사망, 취업상태 및 종사상지위 변화, 소득 및 순자산 변화가 가구의 보험보유상태 변화에 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다. 특히 첫 출산을 계기로 보험에 신규 또는 추가 가입할 가능성이 높은 것으로 나타났다.

III. 실증분석

1. 데이터

가. 분석자료

본 연구에서는 조세재정패널자료를 활용한다. 조세재정패널조사에서 민간보험은 퇴직연금, 연금저축, 연금보험, 보장보험(질병/상해/사망), 저축보험으로 구분하여 조사되었다. 다만, 1차~9차 조사까지는 전체 기준의 민간보험 가입률과 납부액만 조사되고, 민간보험을 5개 유형으로 구분한 것은 10차(2016년 기준⁴⁾) 조사 이후부터이다. 따라서, 본 연구에서 초점을 두고 있는 보장보험(질병/상해/사망) 분석을 위해서는 10차~12차 조사의 3개년 자료를 중심으로 살펴본다.

동 자료를 활용하여 심층분석에 들어가기 전에 관련변수들의 특성을 살펴볼 필요가 있다. 이를 위해 먼저 부채 보유와 보장보험 가입의 관계를 살펴보고, 실증분석에 구체적으로 사용될 변수들에 대한 기초통계를 제시하였다.

나. 부채 보유 및 보장보험 가입

1) 부채 보유

〈Table 1〉에서 부채를 보유한 가구의 비율을 살펴보면, 2007년(1차)~2018년(12차) 동안 부채경험이 있는 가구(전체 기준)는 42.8%이다. 부채 유형별로 살펴보면, 기타 대출(학자금대출/금융기관 일반대출/신용카드 관련)이 19.1%로 가장 높고, 주택담보대출(정부지원, 금융기관)이 17.6%, 전세금·임대보증금대출이 13.4%로 나타났다. 이를 연도별로 보면, 부채경험이 있는 가구 비중은 2007년 49.0%에서 2018년 35.9%로 점진적으로 감소하는 추세를 보였다. 특이한 점은 2010년 이후 주택담보대출은 다른 부채들과 달리 크게 감소하지 않고 20% 내외 수준에서 소폭 변동하고 있다.

4) 조사시점은 2017년이며, 소득·자산 기준은 2016년이다.

〈Table 1〉 Ratio of Debt Households by Debt Type

(Unit: %)

Year	Total			
		Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
2007	49.0	6.8	11.3	35.8
2008	50.3	6.6	14.6	37.2
2009	49.0	20.6	15.8	23.6
2010	47.9	21.7	15.3	21.0
2011	45.7	19.8	14.7	19.0
2012	42.7	20.0	15.0	16.3
2013	42.2	19.6	13.9	16.0
2014	40.5	18.9	13.7	14.7
2015	39.0	19.2	12.9	13.6
2016	37.4	18.7	12.2	12.8
2017	37.1	18.3	12.1	12.4
2018	35.9	19.3	9.8	12.0
Average	42.8	17.6	13.4	19.1

Notes: 1) The ratio is the proportion of households in debt among the sample households. Since a household may have multiple debts, the sum of the ratios by type of debt is greater than the overall ratio(see 〈Appendix Table 1〉 for frequency).

2) Cross-sectional weights were given by year(Same as below).

3) Mortgage loans were investigated from the 3rd survey(2009), and Rental deposits were investigated from the 5th survey(2011).

4) 'Mortgage Loans' are loans from government and financial institutions, 'Rental Deposit' are based on survey data, and Other Loans are student loans, financial institutions, and credit card related loans.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 1st~12st household data.

〈Table 2〉에서는 부채 보유 가구를 대상으로 부채 유형별로 규모를 살펴보았다. 부채를 보유한 가구의 가구 총부채액은 2007년 7,025만 원에서 2010년 8,286만 원으로 8천 만 원을 상회하였으며, 2012년 9,513만 원, 2015년에는 1억 198만 원으로 증가하였다. 가장 최근 조사기준인 2018년에는 1억 2,166만 원의 부채를 보유한 것으로 조사되었다. 부채를 보유한 경우 가구당 부채액이 높은 유형은 전세금·임대보증금으로 2018년 기준 1억 4,708만 원, 주택담보대출 1억 947만 원 수준이다. 주택담보대출, 전세금·임대보증금과 같은 부동산 관련 부채는 일반 금융대출에 비해 상대적으로 금액이 클 뿐만 아니라 최근까지 지속적으로 증가하고 있는 특성을 보였다.

〈Table 2〉 Debt Amount of Households with Debt

(Unit: 10 thousand KRW)

Year	Total			
		Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
2007	7,025	4,306	7,531	5,987
2008	7,107	5,301	7,889	5,450
2009	7,366	7,547	7,578	3,874
2010	8,286	7,958	8,968	3,928
2011	8,403	8,068	9,762	4,158
2012	9,513	8,552	10,527	4,960
2013	9,732	8,726	10,942	5,724
2014	9,888	8,828	11,227	5,501
2015	10,198	9,168	10,934	5,940
2016	10,839	9,734	11,397	6,558
2017	11,222	10,207	12,017	6,441
2018	12,166	10,947	14,708	6,391
Average	9,222	8,744	10,244	5,334

Notes: 1) See 〈Appendix Table 2〉 for frequency.

2) Only households with debt were analyzed.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 1st~12st household data.

2) 보장보험

민간보험 가입 정보는 자료의 제약상 2016~2018년만 가용하였다. 〈Table 3〉에서 보는 바와 같이 대상기간 전체 민영보험 가입률 평균값은 76.0%, 연간 납입금액은 521만 원이다. 이 중 보장보험으로 분류할 수 있는 종목(질병/상해/사망보험)에 대한 가입률은 75.5%이고, 납입금액은 415만 원 수준이다. 재정패널조사의 보장보험은 세부 종목 구분 없이 질병/상해/사망보험 중 1개라도 가입한 경우 가입자로 분류되기 때문에 일반적으로 가구주 사망 시 유족의 생계유지 목적으로 가입하는 생명(사망)보험 가입률보다 훨씬 높게 나타난다. 보험연구원(2019) 조사에 의하면, 2019년 우리나라 가구의 사망보험 가입률은 19.9% 수준인데 비해 질병보장보험 61.0%, 실손의료보험 33.3% 수준이다. 따라서, 본 연구의 분석대상 자료에는 질병·상해 치료 목적인 질병보험과 실손의료보험도 포함되었다는 점에 유의해야 한다.

〈Table 3〉 Ownership by Private Insurance Products Type

(Unit: 10 thousand KRW, %)

Year	Classification	Total	Protection-type Insurance	Individual Retirement Pension	Tax-qualified Pension	Tax-non qualified Pension	Saving-type Insurance
2016 (10th)	Amount	515.3	402.7	340.4	352.5	381.6	407.5
	Ownership	75.4	74.9	1.0	8.2	9.9	4.2
2017 (11th)	Amount	530.2	415.5	392.3	374.1	423.8	449.9
	Ownership	75.6	75.2	1.1	8.8	9.1	2.8
2018 (12th)	Amount	518.2	427.1	347.8	358.0	419.9	395.3
	Ownership	76.9	76.5	1.8	7.4	7.3	2.3
Average	Amount	521.2	415.3	358.7	362.0	407.0	417.4
	Ownership	76.0	75.5	1.3	8.1	8.7	3.1

Notes: 1) Only premiums paid directly by the insured household are included.

2) Since the survey was conducted by private insurance type such as Protection-type insurance after the 10th survey, the analysis period is from 2016 to 2018(same as below).

3) The number of valid samples used in the analysis was 4,790, 4,770, and 4,765 households in 2016, 2017 and 2018, respectively(a total of 14,325 households over 3 years).

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

동 연구에서는 가계부채와 보장보험 사이의 관계를 중심으로 살펴보고 있는데, 보장보험은 2016년⁵⁾ 이후 조사되어 2016~2018년 자료를 중심으로 검토한다. 부채와 보장보험 납부액과의 관계를 살펴보면, 2016년~2018년 동안 부채가 있는 가구는 없는 가구에 비해 보장보험 납부액이 연간 124만 원 많은 것으로 나타났다. 이를 부채유형별로 살펴보면, 주택담보대출이 있는 가구, 전세금·임대보증금대출이 있는 가구, 기타대출 가구는 해당 부채가 없는 가구에 비해 보장보험 납부액이 유의하게 연간 각각 113만 원, 86만 원, 84만 원 많은 것으로 나타났다.

이를 통해 볼 때 부채가 많은 가구일수록 보장보험을 많이 가입하는 것으로 이해할 수 있는데, 이는 고소득(고액자산 포함) 가구일수록 소득과 자산을 활용하여 차입을 할 수 있고 이러한 경제적 능력을 기반으로 보험료 납부가 가능하기 때문으로 볼 수 있다. 이는 다음 〈Table 4〉에서 확인할 수 있다.

5) 조사시점은 2017년이다.

〈Table 4〉 Differences in Protection-type Insurance Payments by Debt Type

(Unit: 10 thousand KRW)

Classification	Total Debt			
		Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
With Debt(A)	520	538	526	523
Without Debt(B)	396	425	439	439
Gap(A-B)	124***	113***	86***	84***
p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Notes: 1) *, **, *** mean significant at the 10%, 5% and 1% levels respectively(Same as below).

2) The number of valid samples used in the analysis was 3,638, 3,615, and 3,685 households in 2016, 2017 and 2018, respectively(a total of 10,938 households over 3 years).

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

부채와 가구 경상소득의 관계를 살펴보면, 2016년~2018년 동안 부채가 있는 가구는 없는 가구에 비해 가구 경상소득이 연간 187만 원 더 많은 것으로 나타났다. 이를 부채유형별로 살펴보면, 주택담보대출이 있는 가구, 전세금·임대보증금대출이 있는 가구, 기타대출 가구는 해당 부채가 없는 가구에 비해 경상소득이 각각 169만 원, 191만 원, 114만 원이 유의하게 더 많은 것으로 나타났다. 이를 통해 볼 때 부채가 많은 가구일수록 가구경상소득이 높다는 것을 의미하고⁶⁾ 자신의 소득 혹은 자산을 기반으로 차입을 많이 할 수 있기 때문으로 볼 수 있다.

〈Table 5〉 Difference in Monthly Average Current Income by Debt Type

(Unit: 10 thousand KRW)

Classification	Total Debt			
		Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
With Debt(A)	526	547	576	510
Without Debt(B)	339	378	385	396
Gap(A-B)	187***	169***	191***	114***
p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Note: 1) The number of valid samples used in the analysis was 4,781, 4,768, and 4,761 households in 2016, 2017 and 2018, respectively(a total of 14,310 households over 3 years).

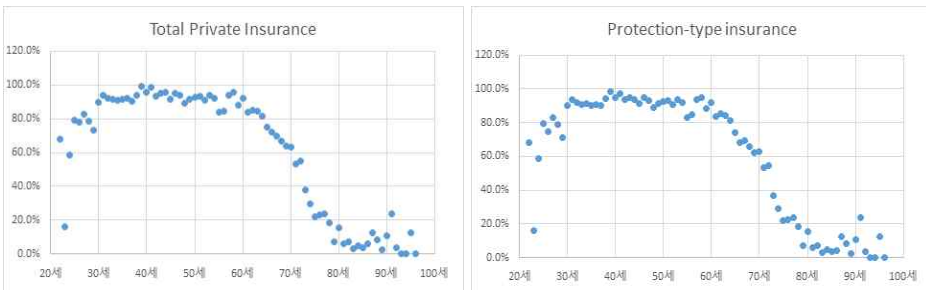
Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

6) 재정패널 10차~11차 자료를 활용한 부채와 경상소득간의 상관도는 0.4279이다.

3) 연령과 보장보험 및 부채보유

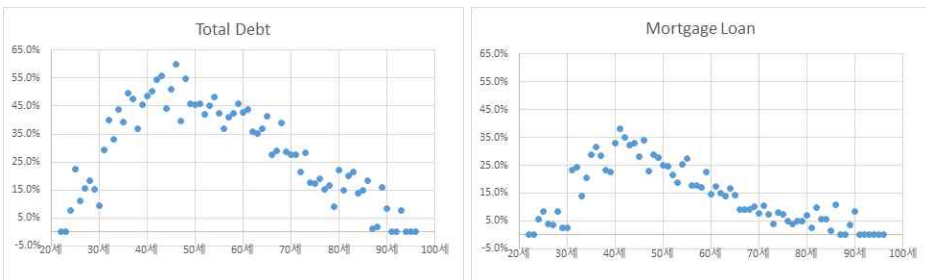
연령과 민영보험(보장보험 포함) 가입의 관계를 보면, 연령과 전체 민영보험 가입, 연령과 보장보험 가입의 관계 그래프는 유사하게 나타났다. 가구주 연령 40세~60세 구간에서 민영보험, 보장보험 가입률이 높고 해당 구간 이외 구간에서는 가입률이 낮은 것으로 나타났다(〈Figure 1〉 참조). 이러한 연령과 민영보험, 보장보험 가입의 관계를 통해 볼 때 두 변수는 2차 함수 관계에 있는 것으로 이해된다. 따라서, 회귀 식을 구성할 때 이러한 연령 구간별 특성을 고려할 필요가 있음을 시사한다.

〈Figure 1〉 Relationship Between Age and Insurance Ownership



또한 연령과 총부채(주택담보대출 포함)의 관계를 보면,⁷⁾ 연령과 민영보험과의 관계에 서처럼 2차 함수적 관계를 보이거나 특징적인 것은 45세를 전후하여 총부채 혹은 주택관련 대출이 급격히 증가한 후 급감하는 모습을 보였다(〈Figure 2〉 참조).

〈Figure 2〉 Relationship Between Age and Household Debt



7) 연령과 부채 유형별 관계는 〈Appendix Figure 1〉에서 확인할 수 있다.

〈Figure 3〉은 연령계층별로 구분하여 총부채 및 주택담보대출의 존재 여부에 따른 보장보험 가입률을 비교한 것이다. 가구주 연령기준으로 본 보장보험 가입률은 총부채(주택담보대출)보유 가구가 미보유 가구보다 40세 미만 8.4%p(10.8%p), 40세~55세 가구는 3.5%(4.8%p), 55세 초과 가구는 29.4%p(29.6%p) 높은 것으로 나타났다. 55세 초과 가구의 보장보험 가입률이 크게 낮은 것은 수요측 요인 외에 공급측 요인도 작용한 결과이다. 보험사들이 사망 및 질병위험률이 높아지는 고연령층에 대해 인수를 제한하며, 질병경험이 있는 유병자 집단은 가입을 거절하기 때문이다.

〈Figure 3〉 Protection-type Insurance Ownership by Age & Household Debt



2. 기술통계

가. 주요 변수

실증분석에 앞서 분석에 사용된 변수들에 대해 기술하기로 한다. 본 연구의 관심사인 종속변수는 보장보험 가입 여부(Insur)는 이항변수로서 가입 시 1을 부여하고, 미가입 시 0을 부여하였다. 보장보험 납부액(LAmount)은 연간 납부금액에 자연대수를 취하였다. 독립변수로 설명변수와 통제변수로 구분하였으며, 분석결과에 대한 해석의 일관성을 고려하여 통제변수는 모두 동일하게 하였다(〈Table 6〉 참조). 동 분석에 사용한 설명변수는 총부채(Debt)와 함께 세부 부채유형으로 구분하여 분석 결과를 제시하였다. 부채유형은 앞서

설명한 바와 같이 주택담보대출(Mortgage), 전세금·임대보증금대출(Rental), 기타대출(Other)의 3가지로 구분하였다. 특히 부채를 보유한 연령계층별로 종속변수(여기서는 보장보험 가입, 납부액)에 미치는 영향을 파악하기 위해 상호항을 설명변수로 모형에 포함시켰다. 즉, 가구주 연령이 낮을수록 피부양자에 대한 부양기간은 긴 반면, 축적된 자산규모는 적어 보장보험을 활용할 필요가 크다고 할 수 있다. 따라서, 연령변수와 상호항(Age×Debt) 변수 간의 관계를 통해 실증적으로 파악하고자 한다.

통제변수는 가구주를 기준으로 성(Gender), 연령계층, 배우자 유무(Spouse), 교육(Education), 임금근로(Wage), 직업유형을 설정하였고, 가구 내 부양자녀(18세 미만자녀) 유무(Child), 주택보유(House), 소득(LIncome), 순자산(LNetAsset, 총자산-총부채)으로 하여 모든 실증모형 분석에서 공통의 독립변수로 설정하였다. 소득, 순자산 변수를 제외하고 모두 더미변수 형태로 처리하였다. 한편, 연령변수는 앞서 살펴본 연령과 보장보험 가입과의 관계를 고려하여 40세 미만(Age_Y), 40세 이상 55세 이하, 55세 초과(Age_O)의 세 연령집단으로 구분하였고, 실증분석 과정에서 준거집단은 40~55세로 하였다.

한편, 직업유형은 사무직(White Collar), 생산직(Blue Collar), 기타로 구분하였다. 즉, 사무직은 관리자, 전문가 및 관련 종사자, 사무종사자, 서비스종사자, 판매종사자로 하였으며, 생산직은 농림어업, 기능원 및 관련기능 종사자, 장치·기계조작 및 조립 종사자, 단순노무 종사자로 하였다. 기타 직업군은 직업군인, 기타취업, 전업주부, 무직(퇴직), 학생, 미취학아동으로 설정하였다. 맞벌이(Double Income)는 가구주 배우자가 소득활동을 하면 맞벌이 가구로 설정하였다.

〈Table 6〉 Variable Description (Household unit Analysis)

Classification		Variables	Description
Dependent Variable		Insur	Protection-type insurance ownership(Yes=1, No=0)
		LAmount	ln(Protection-type insurance amount)
Independent variable	Explanatory variable	Debt	Total Debt (Yes=1, No=0)
		Age_Y×Debt	Age dummy (under 40=1)×Total Debt
		Age_O×Debt	Age dummy (over 55=1)×Total Debt
		Mortgage	Mortgage Loan (Yes=1, No=0)
		Age_Y×Mortgage	Age dummy (under 40=1)×Mortgage Loan
		Age_O×Mortgage	Age dummy (over 55=1)×Mortgage Loan

		Rental	Rental Deposit (Yes=1, No=0)
		Age_Y×Rental	Age dummy (under 40=1)×Rental Deposit
		Age_O×Rental	Age dummy (over 55=1)×Rental Deposit
		Other	Other Loan (Yes=1, No=0)
		Age_Y×Other	Age dummy (under 40=1)×Other Loan
		Age_O×Other	Age dummy (over 55=1)×Other Loan
	Control variable	Gender	Household gender dummy (male=1, female=0)
		Age_Y	Age of head of household, under 40(Reference: 40-55)
		Age_O	Age of head of household, over 55(Reference: 40-55)
		Spouse	Spouse dummy (Yes=1, No=0)
		Child	Dummy for children under 18 years old (yes=1, no=0)
		Education	Household head education dummy(college above=1, other=0)
		House	Home Owned Dummy (Yes=1, No=0)
		Wage	Wage work status of householder (wage earner=1, other=0)
		White Collar	Occupational dummy (white collar=1, other=0)
		Blue Collar	Occupational dummy (blue collar=1, other=0)
		Double Income	Household Income dummy (Double Income=1, Other=0)
		LIncome	ln(Annual Current Income, 10K KRW)
		LNetAsset	ln(Net Asset, 10K KRW)

〈Table 6〉을 바탕으로 기술통계 분석 결과를 제시하면 다음 〈Table 7〉과 같다. 〈Table 7〉에서 더미변수는 확률변수로 전환하여 기술하고, 자연대수를 취한 변수들은 본래의 값을 제시하는 형태로 하였다. 2016~2018년 3년 동안의 수치를 제시하였으며, 2018년 기준으로 주요 변수를 살펴보면 다음과 같다.

분석대상 가구주의 성별은 남성이 68.8%로 대다수였으며, 연령은 54.1세⁸⁾였고, 연령집단 비율은 40세 미만 21.0%, 40세 이상 55세 이하 34.7%, 55세 초과 44.3% 였다. 가구주 유배우율, 가구 내 미성년 자녀 존재 비율은 각각 63.2%, 29.4%였고, 맞벌이 비율은 33%, 가구경상소득은 월 398만 원, 가구 순자산은 3억 2,052만 원으로 조사되었다. 또한 총부채

8) 통계청 KOSIS 자료에 의하면 2018년 4/4분기 가구주 연령은 전체 가구 53.18세, 근로자 가구 49.32세, 비근로자 가구 58.79세로 재정패널조사 자료와 큰 차이는 없다(통계청 KOSIS/가구주 연령별 가구당 월평균 가계수지 참조).

가 있는 가구 비율은 35.9%였으며, 이들의 평균 총부채액은 1억 2,166만 원으로 나타났다.

〈Table 7〉 Descriptive Statistics

(Unit: %, 10 thousand KRW)

Classification					10th	11th	12th	Total		
Dependent Variable			Insur(=1)		74.9	75.2	76.5	75.5		
			Amount		403	416	427	415		
Independent variable	Explanatory variable	Debt Type	Total Debt	Rate	37.4	37.2	35.9	36.8		
				Amount	10,839	11,222	12,166	11,404		
			Mortgage Loan	Rate	18.7	18.3	19.3	18.8		
				Amount	9,734	10,207	10,947	10,308		
			Rental Deposit	Rate	12.2	12.2	9.8	11.4		
				Amount	11,397	12,017	14,708	12,575		
			Other Loan	Rate	12.8	12.4	12.1	12.4		
				Amount	6,558	6,441	6,391	6,465		
	Control variable	Gender(Male=1)				69.6	69.3	68.8	69.3	
		Age	Average				55.3	54.7	54.1	54.7
			Young(Under 40)				17.4	19.1	21.0	19.2
			Middle(40-55)				37.4	36.3	34.7	36.1
			Old(Over 55)				45.2	44.6	44.3	44.7
		Spouse(Yes=1)				64.7	63.9	63.2	63.9	
		Child(Yes=1)				32.7	31.5	29.4	31.2	
		Education(College Above=1)				3.8	3.9	3.7	3.8	
		House(Yes=1)				54.8	54.3	53.5	54.2	
		Wage(wage earner=1)				54.8	54.5	55.0	54.8	
		White collar(Yes=1)				47.7	47.7	47.3	47.6	
		Blue collar(Yes=1)				30.3	29.9	29.6	29.9	
		Other job(Yes=1)				22.0	22.4	23.0	22.5	
		Double income(Yes=1)				31.0	32.3	33.0	32.1	
		Annual Current Income				367	380	398	382	
		Net Asset				27,522	30,482	32,052	30,035	

Note: Refer to 〈Appendix Table 3〉 for the frequency of the variable.

나. 상관분석 및 다중공선성

앞서 기술통계 결과로 실증분석에 사용된 변수들에 대한 개별적 특성을 살펴보았다. 여기서는 변수간 상관관계 분석을 통해 변수간 동질성 및 이질성에 대한 살펴봄으로써 다중공선성 발생 가능성 등에 대해 검토하고자 한다. 먼저, 실증분석에 사용된 변수에 대한 피어슨 상관분석 추정결과를 보면, 변수들 간에는 대부분 1% 수준에서 유의한 결과를 보이는 것으로 나타났다. 상관도의 크기, 방향 등 세부적 분석결과는 <Table 8>과 같다.

<Table 8> Person Correlation CoefficientHuset

	1	2	3	4	5	6	7
1. LAmount	1						
2. Gender	0.2846*	1					
3. Age_Y	-0.1250*	-0.0365*	1				
4. Age_O	-0.1034*	-0.1373*	-0.4378*	1			
5. Spouse	0.4125*	0.6539*	-0.0808*	-0.0711*	1		
6. Child	0.3142*	0.2653*	0.1344*	-0.5463*	0.3818*	1	
7. Education	-0.0541*	-0.2343*	-0.0972*	0.2088*	-0.2012*	-0.1264*	1
8. House	0.2058*	0.2041*	-0.2964*	0.2488*	0.2921*	0.0078	-0.0156
9. Wage	0.0199*	0.1262*	0.2704*	-0.4486*	0.0875*	0.2594*	-0.1935*
10.White Collar	0.0725*	0.0379*	0.2697*	-0.4853*	0.0927*	0.2794*	-0.1812*
11.Blue Collar	0.0196*	0.1794*	-0.1289*	0.0980*	0.0852*	-0.0511*	-0.0508*
12.Double Income	0.3142*	0.3509*	-0.0410*	-0.1285*	0.5144*	0.2566*	-0.1220*
13.LIncome	0.5106*	0.4266*	0.0981*	-0.4308*	0.4877*	0.3873*	-0.3240*
14.LNetAsset	0.2902*	0.2915*	-0.1617*	-0.0039	0.4029*	0.1406*	-0.1867*
15.Debt	0.2076*	0.1804*	-0.0230*	-0.1592*	0.2503*	0.2363*	-0.1077*
16.Age_Y×Debt	0.0228*	0.0359*	0.5467*	-0.2394*	0.0764*	0.1727*	-0.0531*
17.Age_O×Debt	0.0190*	0.0582*	-0.1852*	0.4230*	0.1000*	-0.2229*	-0.0155
	8	9	10	11	12	13	14
8. House	1						
9. Wage	-0.1283*	1					
10.White Collar	-0.1153*	0.3753*	1				
11.Blue Collar	0.0919*	0.1089*	-0.6226*	1			
12.Double Income	0.1465*	0.0776*	0.0962*	0.0999*	1		

13.LIncome	0.1278*	0.3615*	0.4189*	0.0139	0.4171*	1	
14.LNetAsset	0.4094*	0.0131	0.1603*	-0.0595*	0.2044*	0.4771*	1
15.Debt	0.1437*	0.0981*	0.1603*	-0.0249*	0.1911*	0.3147*	0.2318*
16.Age_Y×Debt	-0.0574*	0.0631*	0.0628*	-0.0346*	-0.007	0.0189*	-0.0371*
17.Age_O×Debt	0.1726*	-0.1254*	-0.1349*	0.0523*	0.0261*	0.0202*	0.1718*
	15	16	17				
15.Debt	1						
16.Age_Y×Debt	0.3488*	1					
17.Age_O×Debt	0.4984*	-0.1012*	1				

한편, 종속변수(LAmount)와 설명변수들 간에는 상관관계가 높을수록 회귀모형에 사용된 변수들의 유의성은 높아지겠지만, 설명변수들간의 상관관계가 높게 되면 다중공선성의 문제를 유발할 수 있다. 따라서, 분산확대인자(Variance Inflation factor: VIF) 검증을 통해 분석 모형내 변수 간 다중공선성 존재 여부에 대해 살펴보았다. 일반적으로 VIF 검증에 따르면, VIF 값이 10 이상이면 다중공선성이 존재하는 것으로 간주한다. 본 연구에서는 설명변수 간 VIF 검증 값이 모두 10 이하이고, 평균 VIF 값도 2.01로 나타나 다중공선성이 우려할 만한 수준은 아니라고 판단하였다.

〈Table 9〉 Multicollinearity Verification Between Independent Variables

Independent variables	VIF	Independent variables	VIF
Gender	1.71	White Collar	3.75
Age_Y	2.09	Blue Collar	3.3
Age_O	2.78	Double Income	1.33
Spouse	2.24	LIncome	1.76
Child	1.67	LNetAsset	1.58
Education	1.03	Debt	2.28
House	1.28	Age_Y×Debt	2.05
Wage	1.31	Age_O×Debt	2.6
		Mean VIF	2.05

Note: Multicollinearity test results for regression model(〈Appendix Table 6〉 reg3).

IV. 회귀분석

1. 연구모형

본 연구에서는 패널자료의 특성을 고려하여 패널 로짓분석(Panel Logit), 패널 토빗분석(Panel Tobit) 등 패널분석을 중심으로 수행하였으며, 이외 분석결과의 강건성 확보를 위해 로짓분석(Logit), 토빗분석(Tobit), OLS분석도 병행하였다.⁹⁾

분석결과에 대한 해석의 일관성을 고려하여 통제변수는 모두 동일하게 하였으며, 설명 변수는 총부채 및 3가지 부채 유형(주택담보대출, 전세금·임대보증금대출, 기타대출)으로 구분하여 제시하였다. 특히 부채를 보유한 연령별로 종속변수(여기서는 보장보험 가입, 납부액)에 미치는 영향을 파악하기 위해 상호항을 설명변수로 모형에 포함시켰다.

본 연구에 활용한 모형을 회귀식으로 표현하면 다음 (식 3)과 같다. 아래 모형에서 i 는 관측치, t 는 시간의 흐름을 의미하고, Y_{it} 는 종속변수, X_{it} 는 주요 설명변수로 부채유형 변수, D_{it} 은 더미변수들의 벡터형태, I_{it} 는 더미변수와 기타 통제변수들의 벡터형태, ϵ_i 과 u_t 는 각각 개체와 시간오차항이다.

$$Y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + \gamma D_{it} + \delta I_{it} + \epsilon_i + u_t \quad (\text{식 3})$$

단, Y_{it} : 보장보험 가입 여부(가입=1, 미가입=0) 혹은 $\ln(\text{보장보험 납부액})$, X_{it} : 주요설명 변수로 총부채, 주택담보대출, 전세금·임대보증금대출, 기타대출, 부채연령상호항 등 부채관련 변수, D_{it} : 가구주 성더미(남=1, 여=0) 남성 더미, 가구주 유배우 더미(배우자 있음=1, 없음=0) 등 더미변수, I_{it} : 더미 변수 외 기타 통제변수(가계총소득, 순자산 등)

9) 패널분석 외의 일반로짓, OLS 분석결과 등은 <Appendix Table 4>, <Appendix Table 5>, <Appendix Table 6>에 수록하였다.

2. 분석결과

가. 보장보험 가입 여부

〈Table 10〉은 패널로짓 모형을 활용하여 부채유형별 보장보험 가입 확률에 미치는 영향을 분석하였다. 여기서는 앞서 살펴본 연령과 보장보험 가입과의 관계에서 볼 때 2차 함수 형태에 있다는 점을 고려하여 연령집단을 가구주 연령을 기준으로 세 집단으로 구분하였다. 즉, 40세 전후로 민영보험 가입에 변화가 발생하고, 55세 퇴직시점에서 또 한 번의 가입 변화가 있는 것으로 판단되어 가구주 연령을 기준으로 청년가구(40세 미만), 중년가구(40세 이상 55세 이하), 중고령가구(55세 초과)의 세 연령집단으로 구분하였다.

추정 결과는 부채 관련 설명변수 조작 방법에 따라 4가지로 구분하였다. 모형 (1-1)은 총부채, 모형(1-2)는 3가지 부채유형별, 모형(1-3)은 총부채와 연령집단 간 상호관계, 모형(1-4)는 3가지 부채유형과 연령집단 간 상호관계에 대한 회귀분석 결과이다.

먼저 총부채(Debt)가 존재하는 가구는 총부채가 없는 가구에 비해 보장보험을 가입(혹은 납부)할 확률은 유의하게 높은 것으로 추정되었다(모형 (1-1)). 이는 부채가 존재하는 경우 보장보험 가입 등을 통해 피부양자의 생계유지에 대비하려는 경향을 보이는 것으로 추측된다.

부채변수를 주택담보대출(Mortgage), 전세금·임대보증금대출(Rental), 기타 대출(Other)의 3가지 유형으로 구분한 결과, 전세금·임대보증금 변수를 제외하고 유의하게 양(+)으로 나타났다(모형(1-2)). 이는 주택담보대출, 일반대출 보유 가구는 해당 부채가 없는 가구에 비해 보장보험 가입확률이 높은 것이며, 앞서 기술통계에서 보듯이 부채가 있는 가구가 없는 가구에 비해 보장가입 확률이 높다는 것과 일치하는 결과이다.

모형(1-3)과 모형(1-4)는 연령집단 간 상호항(연령×부채) 변수를 통해 연령집단 내에서 부채 보유 여부가 보장보험 가입 확률에 미치는 영향을 추정한 것이다. 모형(1-3) 결과는 총부채와 연령집단 간 상호항이 통계적으로 유의하지 않다. 그러나, 부채유형을 3가지로 구분한 모형(1-4)에서는 주택담보대출을 보유한 중고령층의 보장보험가입이 유의수준 5%에서 통계적으로 유의하다. 또한, 일반대출을 보유한 중고령층도 유의수준 10%에서 통계적으로 유의하다. 반면, 부채를 보유한 청년층의 회귀계수는 통계적으로 유의하지 않다.

〈Table 10〉 Panel Logit Analysis on the Ownership of Protection-type Insurance

Independent Var \ Model		xtlogit1 (1-1)	xtlogit2 (1-2)	xtlogit3 (1-3)	xtlogit4 (1-4)
Explanatory variable	Debt	0.710***	-	0.46	-
	Mortgage	-	1.184***	-	0.442
	Rental	-	-0.11	-	-0.232
	Other	-	0.763***	-	0.382
	Age_Y×Debt	-	-	0	-
	Age_O×Debt	-	-	0.37	-
	Age_Y×Mortgage	-	-	-	1.435
	Age_O×Mortgage	-	-	-	1.094**
	Age_Y×Rental	-	-	-	(omitted)
	Age_O×Rental	-	-	-	0.085
	Age_Y×Other	-	-	-	-0.828
	Age_O×Other	-	-	-	1.023*
Control variable	Gender	-0.430*	-0.401*	-0.440*	-0.429*
	Age_Y	0.009	0.02	-0.023	-0.123
	Age_O	-2.199***	-2.135***	-2.310***	-2.384***
	Spouse	0.816***	0.811***	0.825***	0.840***
	Child	0.551**	0.502**	0.573**	0.530*
	Education	-2.539***	-2.559***	-2.519***	-2.519***
	House	0.204	0.116	0.213	0.122
	Wage	0.657***	0.643***	0.653***	0.634***
	White Collar	1.300***	1.275***	1.303***	1.271***
	Blue Collar	0.995***	0.956***	0.996***	0.934***
	Double Income	1.009***	0.993***	1.011***	0.978***
	LIncome	2.249***	2.255***	2.243***	2.246***
	LNetAsset	0.056	0.098	0.054	0.096
Constant		-10.733***	-11.100***	-10.606***	-10.842***
Number of sample		13,774	13,774	13774	13691
/Insig2u		-	-	2.261***	2.275***
LR chi2		41.70	52.08	42.28	55.36
Prob>chi2		0.0001	0.0000	0.0004	0.0001

Notes: 1) Dependent variable is dhsecuins(insured = 1).

2) For general logit model analysis results, see 〈Appendix Table 4〉.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

통제변수들 중에서 유의한 변수들을 중심으로 설명하면 다음과 같다. 가구주가 남성인 경우는 여성에 비해 보장보험 가입확률은 낮은 것으로 추정되었다. 청년가구(Age_Y)는 계수 값이 통계적으로 유의하지 않았으나, 중고령가구(Age_O)는 청년가구에 비해 보장보험 가입확률이 유의하게 낮은 것으로 나타났다. 이는 앞서 살펴본 연령과 보장보험간의 2차 함수 관계에 있는 현상을 보여주고 있으며, 세 연령집단의 보장보험 가입확률은 중고령가구에서 가장 낮음을 보여 주고 있다.

그리고, 가구주의 배우자가 있거나, 가구에 미성년 피부양자가 있는 경우, 그리고 가구주가 고등 이하의 학력일 경우(대학 이상 계수 부호 '-') 보장보험 가입 확률이 높은 것으로 분석되었다. 또한 가구주가 임금근로자이거나 사무직 혹은 생산직에 종사할 경우, 가구주의 배우자가 소득활동(맞벌이)하거나 가구경상소득이 높을수록 보장보험 가입 확률이 높은 것으로 분석되었다.¹⁰⁾ 다만, 청년가구더미, 주택보유더미, 순자산 변수는 보장보험 가입에 유의한 영향을 주지 못하는 것으로 나타났다.

한편, <Table 11>의 모형의 적합도는 우도비검증(LR chi2)을 통해 실시하였는데, 모두 1% 유의수준에서 적합한 것으로 추정되었다. 또한 하우스만 검증(Hausman Test)을 통해 일반로짓 모형과 상대적 적합도를 분석하였다. 패널로짓분석모형1(xtlogit1)과 로짓분석모형1(logit1) 간, 그리고, 패널로짓분석모형2(xtlogit2)과 로짓분석모형2(logit2) 간의 Hausman Test결과는 1%유의 수준에서 패널로짓분석이 보다 적합한 것으로 나타났다.

<Table 11> Hausman Test of Panel Logit Model and General Logit Model

Classification	xtlogit1 vs. logit1	xtlogit2 vs. logit2
chi2	212.47	214.84
Prob>chi2	0.0000	0.0000

10) 가구의 소득수준과 부채 크기가 보장보험 가입에 미치는 영향을 비교하기 위해 종속변수를 가계부채 규모로 두고 회귀분석한 결과를 <Appendix Table 4>에 수록하였다. 분석결과, 가계부채(회귀계수: 0.087)에 비해 소득수준(회귀계수: 2.243)의 영향이 더 큰 것으로 보이나, 이는 표준화 되지 않았다는 점에 유의할 필요가 있다. 다만, 기술통계에서 보듯이 월소득의 평균값이 가계부채의 평균값보다 작음에도 불구하고 회귀계수 값이 더 크게 추정된 것은 월소득이 가계부채에 비해 보장보험 가입에 미치는 영향이 크다는 것으로 이해할 수 있을 것이다.

나. 보장보험 납입금액

〈Table 12〉는 보장보험 납부액을 종속변수로 하고, 부채유형별로 가구의 보장보험 납부액에 어떠한 영향을 미치는 지에 대해 살펴보고자 하였다. 이를 위해 회귀분석(OLS)을 활용할 수 있으나, 일반적으로 회귀분석은 종속변수가 연속성을 갖는 특성일 때 활용될 수 있다. 그러나, 본 연구에서 종속변수로 사용하고 있는 보장보험 납부액이 없는 경우가 상당하므로 본 연구에서는 회귀모형 분석이 아닌 Tobit 분석을 활용하였다. 패널자료의 특성을 고려하여 패널분석을 기본으로 하였다.¹¹⁾

〈Table 12〉도 〈Table 10〉와 마찬가지로 설명변수 처리방식에 따라 4가지 결과로 제시하였다. 모형(2-1) 결과는 총부채가 존재하는 가구는 총부채가 없는 가구에 비해 보장보험 납부액이 유의하게 많은 것으로 추정되었다. 모형(2-2) 부채유형별 추정결과를 보면 주택담보대출이 있는 가구(Mortgage)와 일반대출이 있는 가구(Other)의 경우 유의하게 ‘양(+)’으로 추정되었으나, 전세금·임대보증금이 있는 가구(Rental)의 계수 값은 유의하지 않았다.

모형(2-3)과 모형(2-4)는 연령집단별 상호항(연령×부채) 변수를 통해 동일한 연령대의 집단 내에서 부채 보유여부가 보장보험 납부액에 미치는 영향을 추정한 것이다. 모형(2-3)에서는 총부채는 유의하나, 연령×부채 상호항의 추정계수는 유의하지 않았다. 모형(2-4)에서도 주택담보대출 회귀계수는 유의하나 상호항의 추정계수는 유의하지 않다. 이는 동일 연령대의 집단 내에서 부채액 수준이 보장보험 납부액에 영향을 준다고 볼 수 없는 것을 의미한다. 다만, 〈Appendix Table 6〉의 일반토빗분석 결과에서 중고령가구 중에서 주택담보대출이 있는 가구가 없는 가구에 비해 보장보험 납부액이 많은 것으로 추정되었다. 일반토빗분석 결과에 따르면 중고령가구는 일반적으로 중년가구에 비해 보장보험 납부액이 적지만(연령효과), 주택관련 부채가 존재하는 중고령가구는 보장보험 납부액이 추가적으로 증가하는 것으로 이해할 수 있다(상호효과).¹²⁾

〈Table 12〉 분석결과에서 통제변수들 중에서 유의한 변수들을 중심으로 설명하면 다

11) 일반 회귀분석(OLS)은 〈Appendix Table 6〉에 수록하였다.

12) 〈Appendix Table 5〉에서 중고령자의 연령효과로 줄어드는 계수값은 -0.081이고, 중고령자의 주택관련 대출이 있을 경우 상호효과로 증가하는 계수값은 0.133만큼 납부액을 증가시키는 효과가 존재한다(모형 tobit4 참조).

음과 같다. 청년가구와 중고령가구는 모두 중년가구에 비해 보장보험 납부액이 유의하게 낮은 것으로 나타났다. 청년가구는 사고위험률이 낮아 보험료가 낮을 가능성이 있고, 보험료 납부 능력이 낮아 보장가입금액을 낮게 설정하였을 수도 있다. 중고령가구의 경우 가입 시점이 오래 전일 경우 낮은 보험요율이 적용되었을 수 있으며, 최근에 가입한 경우 보험회사의 보장가입금액 제한으로 보험료도 낮게 산출될 수 있다. 따라서, 과소보장 여부에 대해 판단은 정확한 보험가입금액을 설명변수로 포함시켜야만 가능할 것이다.

〈Table 12〉 Panel Tobit Analysis on the Amount of Protection-type Insurance

Independent Var		Model	xttobit (2-1)	xttobit2 (2-2)	xttobit3 (2-3)	xttobit4 (2-4)
Explanator y variable	Debt		0.062***	-	0.052*	-
	Mortgage		-	0.052***	-	0.051**
	Rental		-	0.001	-	-0.012
	Other		-	0.091***	-	0.058*
	Age_Y×Debt		-	-	0.03	-
	Age_O×Debt		-	-	0.012	-
	Age_Y×Mortgage		-	-	-	0.004
	Age_O×Mortgage		-	-	-	0.021
	Age_Y×Rental		-	-	-	0.038
	Age_O×Rental		-	-	-	(omitted)
	Age_Y×Other		-	-	-	0.078
	Age_O×Other		-	-	-	0.061
Control variable	Gender		0.006	0.007	0.006	0.007
	Age_Y		-0.151***	-0.151***	-0.163***	-0.167***
	Age_O		-0.118***	-0.114***	-0.124***	-0.127***
	Spouse		0.284***	0.284***	0.284***	0.284***
	Child		0.184***	0.183***	0.184***	0.182***
	Education		-0.03	-0.03	-0.029	-0.027
	House		0.073***	0.073***	0.073***	0.073***
	Wage		-0.062***	-0.060***	-0.062**	-0.060**
	White Collar		0.112***	0.106***	0.111***	0.105***
	Blue Collar		0.148***	0.142***	0.148***	0.141***
	Double Income		0.083***	0.082***	0.083***	0.082***
	LIncome		0.364***	0.364***	0.364***	0.363***
	LNetAsset		0.034***	0.037***	0.034***	0.038***

Constant	2.862***	2.833***	2.870***	2.847***
Number of sample	10,660	10,660	10660	10660
/sigma_u	-	-	0.537***	0.537***
/sigma_e	-	-	0.455***	0.455***
Wald chi2	2477.93	2493.72	2478.48	2497.07
Prob>chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Notes: 1) The dependent variable is lnhssecs (the natural logarithm of insurance payments).

2) For general Tobit model analysis results, see <Appendix Table 5>.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

가구주의 배우자가 있거나, 가구에 미성년 피부양자가 있는 경우, 자가를 소유하는 가구일 경우, 보장보험 납부액이 증가하는 것으로 분석되었다. 또한 가구주가 비임금근로자이거나(임금근로자 계수 부호 '-') 사무직 혹은 생산직에 종사할 경우, 가구주의 배우자가 소득활동(맞벌이)하거나 가구경상소득이 높을수록, 그리고 순자산이 많을수록 보장보험 납부액이 많을 것으로 분석되었다. 다만, 가구주 성, 교육터미 변수는 보장보험 납부액을 결정하는데 유의한 영향을 주지 못하는 것으로 나타났다.

한편, <Table 12> 모형의 적합도는 왈드(Wald chi2) 혹은 우도비검증(LR chi2) 방법으로 추정될 수 있는데, 모두 1% 유의수준에서 적합한 것으로 나타났다. 또한 <Table 13>의 하우스만 검증(Hausman Test)을 통해 일반 토빗모형과 상대적 적합도를 분석한 결과, 패널토빗모형1(xttobit1)과 일반토빗모형1(tobit1) 간, 그리고, 패널토빗모형2(xttobit2)과 일반토빗모형2(tobit2) 간의 Hausman Test 결과는 1% 유의수준에서 패널토빗분석이 보다 타당한 것으로 나타났다.

<Table 13> Hausman Test of Panel Tobit Model and General Tobit Model

Classification	xttobit1 vs. tobit1	xttobit2 vs. tobit2
chi2	352.54	385.67
Prob>chi2	0.0000	0.0000

<Table 10> 패널로짓 및 <Table 12> 패널토빗 분석결과에서 볼 때 부채가 있는 가구는 없는 가구에 비해 보장보험 가입 확률이 높거나 보장보험 납부액도 높은 것으로 추정되었다. 연령집단을 구분하여 보면, 40세 미만 청년가구는 중년가구에 비해 보장보험 가입

확률에 차이는 없으나(유의하지 않음) 납부액은 유의하게 적은 것으로 추정되었다. 중고령가구는 중년가구에 비해 보장보험 가입 확률과 납부액에 있어 유의하게 적은 것으로 추정되었다. 이를 연령과 부채와의 관련성을 고려한 상호항(연령 $\times$ 부채)을 통해 살펴본 결과, 주택담보대출과 일반대출을 보유한 중고령가구는 다른 집단에 비해 보장보험 가입확률이 유의하게 높게 나타났다.

V. 결론

본 연구는 재정패널자료를 활용하여 국내 가계의 부채 보유 여부와 보장(질병/상해/사망)보험 가입 사이의 관계를 실증적으로 분석함으로써 부채상환에 대한 위험인자가 보장보험 가입 가능성을 높이는지 검증하고자 하였다. 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 2008~2018년 동안 부채를 보유한 가계의 비율은 점진적으로 감소하여 2018년 기준 표본 가구 대비 부채를 보유한 가구의 비율은 35.9% 수준이다. 가구주 보유 비중이 높은 항목은 주택담보대출로 표본가구의 19.3%가 보유하고 있다. 금융기관 일반대출/학자금대출/신용카드대출 등 일반대출 12.0%, 전세금·임대보증금 관련 대출을 보유한 가계 비율은 9.8% 수준이다. 부채를 보유한 가계의 부채금액은 2008~2018년 동안 지속적으로 증가해 왔다. 그 결과, 2018년 기준 부채를 보유한 가구의 평균 부채금액은 1억 2,166만 원에 달한다. 전세금·임대보증금 관련 대출이 1억 4,708만 원으로 가장 높고, 주택담보대출 1억 947만 원, 일반대출 6,391만 원 수준이다.

둘째, 2016~2018년 부채 유무별 보장보험 연간 납부액 규모(미보유: 396만 원, 보유: 520만 원)는 통계적으로 유의하게 차이가 난다. 또한 부채 보유 가구의 경상소득이 미보유 가구의 경상소득(미보유: 339만 원, 보유: 526만 원)보다 통계적으로 유의하게 높다. 부채 보유가구의 보장보험 가입은 보험료를 납부할 수 있는 경제적 여력과 연관된 것으로 보인다.

셋째, 여타 변수를 통제한 상태에서 회귀분석한 결과, 부채를 보유한 가계일수록 보장보험 가입 성향이 통계적으로 유의하게 높은 것으로 나타났다. 부채 유형을 3가지로 구분하면, 주택담보대출의 민감도가 가장 높고, 일반대출 보유자의 회귀계수도 통계적으로 유의하다. 반면, 전세금·임대보증금대출은 통계적으로 유의하지 않았다.

넷째, 보장보험 가입에 대한 부채보유 효과는 연령집단 간 다르게 나타났다. 상호작용(부채유형×연령집단)에 대한 추정 결과, 중고령층과 기타 연령층 간 유의하게 다르다. 즉, 주택담보대출과 기타대출을 보유한 중고령층의 보장보험 가입성향이 청년층 및 중년층에 비해 유의하게 높다.

이상의 분석결과는 국내에서도 해외 선행연구(Durkin and Elliehausen 2017)와 같이 부채보유 가계일수록 보장보험 가입 성향이 높고, 가계의 위험관리 차원에서 보장보험을 활용하고 있음을 시사한다. 이론모형과 일관되게 현실에서도 보장보험이 부양가족 빈곤 예방, 가계소비의 급격한 하락 방지 등 가계재정 안정에 기여하는 순기능이 있다면, 과소 보장(under-insured)되지 않도록 적절한 정책이 필요하다. 우선적으로 비용효율적인 보장 제공을 위해서 금융기관 대출과 연계하여 단체보험방식을 활용하는 것이 바람직하다. 또한, 단체보험에 가입한 부채보유자와 대출금융기관 모두 보장보험의 효익을 누리기 위해서는 대출금융기관에서 차입자의 사망, 상해, 질병 등으로 인한 부실채권 발생 리스크를 대출 금리에 반영하는 것이 필요하다. 이를 위해 새로운 신용평가모델(credit scoring model)의 활용을 제안한다. 아울러 디지털 플랫폼을 통해 대출실행 과정에서 단체보험이 필수 구성요소로 자리매김하도록 대출 프로세스를 재구조화 하는 것도 필요하다.

이 연구는 국내 자료를 활용하여 가계부채 보유와 보장보험 가입 간 관계를 규명하였다는 데 의의가 있다. 그럼에도 불구하고, 사용 가능한 자료가 3년으로 제한되고, 보장보험의 세부 종목(질병, 상해, 사망)별로 가입금액을 분석하지 못한 것은 분명한 한계점이다. 특히 질병보험, 실손의료보험과 같은 유족생계보호 목적보다 가입자의 의료비 목적 상품이 보장보험에 포함되어 보장보험 가입률(부채 있음: 88.7%, 부채 없음: 67.8%)이 매우 높게 추정되었다. 따라서, 사망보장 목적으로 가입하는 상품으로 국한하여 부채 규모가 생명보험가입(보장)금액에 미치는 영향을 분석해야 할 것이다.

가계부채가 경제전반에 부담을 주지 않도록 부채보유 가계의 잠재위험을 관리할 필요성이 있으며¹³⁾ 여기에는 보장보험 활용도 포함된다. 이를 위해서는 사망보장격차에 대한 사회적 인식 개선이 필요하며 보험회사는 개인의 변화하는 니즈에 부합하는 유연한 상품을

13) 금융위원회(2021. 4. 29)는 가계대출심사 시 주택담보비율(LTV)과 총부채상환비율(DTI) 외에 대출받는 차주별 총부채원리금상환비율(DSR)을 전면 도입한다고 발표하였다.

비용효율적인 방식으로 제공해야 한다. 아울러, 정부 및 감독당국도 가계가 재무설계를 수행하는 과정에서 보장보험을 활용할 수 있도록 유인해야 한다(Dragos, et al. 2017). 특히 가구주 연령이 젊을수록 부양가족에 대한 부양기간이 길기 때문에 보장니즈도 크다고 볼 수 있으나, 단기간 내에 자산을 축적하는 것은 어렵기 때문에 적정 수준의 사망보장보험 가입이 가계의 재정안정에 도움이 된다는 인식 제고가 필요하다.

참고문헌

보험연구원 (2019), **2019년 보험소비자 설문조사**.

(Translated in English) Korea Insurance Research Institute (2019). *Survey of Household Insurance Ownership - Year 2019*.

오승연·송윤아 (2015), “생애사건이 가국의 보험보유상태 변화에 미치는 영향 분석”, **보험금융연구**, 제26권 제4호, 보험연구원, pp. 141-171.

(Translated in English) Oh, S., and Y., Song (2015). “Effects of Life Events on Changes in Insurance Holdings”, *Journal of Insurance and Finance*, 26(4):141-171.

최원호 (2018), “부채가계의 자산배분과 결정요인”, **재무연구**, 제31권 제4호, pp.557-594.

(Translated in English) Choi, W. (2018). “Asset Allocation and Determinants of Households with Debts”, *Asian Review of Financial Research*, 31(4):557-594.

한국은행 (2020), 금융안정보고서.

(Translated in English) Bank of Korea (2020). Financial Stability Report.

Bernheim, B. (1991). “How Strong are Bequest Motives? Evidence Based on Estimates of the Demand for Life Insurance and Annuities”, *Journal of Political Economy*, 99(5):899-927.

Campbell, R. (1980). “The Demand for Life Insurance: An Application of the Economics of Uncertainty”, *Journal of Finance*, 35:1155-1172.

Chen, Renbao, Wong, K., and H., Lee (2001). “Age, Period, and Cohort Effects on Life Insurance Purchases in the U.S.”, *Journal of Risk and Insurance*, 68(2):303-327.

Delis, Manthos, Fringuellotti, F., and S., Ongena (2002). “Credit, Income, and Inequality”, Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports, 929.

- Durkin, Thomas and G., Elliehausen (2017). “New Evidence on an Old Unanswered Question: Why Some Borrowers Purchase Credit Insurance and Other Debt Protection and Some Do Not”, Divisions of Research & Statistics and Monetary Affairs, Federal Reserve Board.
- Dragos, Simona, Codruta Mare, Ingrid-Mihaela Dragota, Cristian Dragos, and G., Muresan (2017). “The Nexus Between the Demand for Life Insurance and Institutional Factors in Europe: New Evidence from a Panel Data Approach”, *Economic Research*, 30(1):1477-1496.
- Frederick, Davis, Etter, W., Blythe, H., and P., Freund (1968). “The Regulation of Consumer Credit Insurance”, *Law and Contemporary Problems*, 33(4):718-736.
- Hartley, Daniel, Paulson, A., and K., Powers (2017). “What Explains the Decline in Life Insurance Ownership?”, *Economic Perspective* 8, Federal Reserve Bank of Chicago.
- Lewis, Frank D. (1989). “Dependents and the Demand for Life Insurance”, *American Economic Review*, 79(3):452-467.
- Li, Donghui, Moshirian, F., Nguyen, P., and T., Wee (2007). “The Demand for Life Insurance in OECD Countries”, *Journal of Risk and Insurance*, 74(3):637-652.
- Liebenberg, Andre P., James M. Carson, and Randy E. Dumm (2012). “A Dynamic Analysis of the Demand for Life Insurance,” *Journal of Risk and Insurance*, 79(3), pp. 619-644.
- Mulholland, Barry, Finke, M., and S., Huston (2016). “Understanding the Shift in Demand for Cash Value Life Insurance”, *Risk Management and Insurance Review*, 19(1):7-36.
- Stanley, F. (1973). “A Life Cycle Model of Life Insurance Purchases”, *International Economic Review*, 14(1):132-152.

Swiss Re (2020). Closing Asia's Mortality Protection Gap.

Yaari, M. (1965). Uncertain Lifetime, Life Insurance and the Theory of the Consumer, *Review of Economic Studies*, 32:137-150.

Appendices

〈Appendix Table 1〉 Ratio of Households in Debt by Debt Type

(Unit: %, households)

Classification	Total	Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
2007	49.0 (5,014)	6.8 (5,014)	11.3 (5,014)	5,987 (1,755)
2008	50.3 (5,039)	6.6 (5,039)	14.6 (5,039)	5,450 (1,890)
2009	49.0 (4,830)	20.6 (4,830)	15.8 (4,830)	3,874 (1,096)
2010	47.9 (4,778)	21.7 (4,778)	15.3 (4,778)	3,928 (1,013)
2011	45.7 (4,740)	19.8 (4,740)	14.7 (4,740)	4,158 (898)
2012	42.7 (4,756)	20.0 (4,756)	15.0 (4,756)	4,960 (810)
2013	42.2 (4,807)	19.6 (4,807)	13.9 (4,807)	5,724 (787)
2014	40.5 (4,819)	18.9 (4,819)	13.7 (4,819)	5,501 (725)
2015	39.0 (4,832)	19.2 (4,832)	12.9 (4,832)	5,940 (670)
2016	37.4 (4,790)	18.7 (4,790)	12.2 (4,790)	6,558 (625)
2017	37.1 (4,770)	18.3 (4,770)	12.1 (4,770)	6,441 (576)
2018	35.9 (4,765)	19.3 (4,765)	9.8 (4,765)	6,391 (580)
Average	42.8 (57,940)	17.6 (57,940)	13.4 (57,940)	5,334 (11,425)

Note: Related to 〈Table 1〉.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 1st~12st household data.

〈Appendix Table 2〉 Debt Amount of Households with Debt

(Unit: 10 thousand KRW)

Classification	Total	Mortgage Loan	Rental Deposit	Others
2007	7,025 (2,421)	4,306 (340)	7,531 (562)	5,987 (1,755)
2008	7,107 (2,532)	5,301 (307)	7,889 (734)	5,450 (1,890)
2009	7,366 (2,338)	7,547 (973)	7,578 (695)	3,874 (1,096)
2010	8,286 (2,287)	7,958 (1,009)	8,968 (726)	3,928 (1,013)
2011	8,403 (2,209)	8,068 (962)	9,762 (732)	4,158 (898)
2012	9,513 (2,129)	8,552 (975)	10,527 (720)	4,960 (810)
2013	9,732 (2,105)	8,726 (983)	10,942 (680)	5,724 (787)
2014	9,888 (2,024)	8,828 (936)	11,227 (687)	5,501 (725)
2015	10,198 (1,962)	9,168 (965)	10,934 (673)	5,940 (670)
2016	10,839 (1,855)	9,734 (899)	11,397 (651)	6,558 (625)
2017	11,222 (1,823)	10,207 (883)	12,017 (664)	6,441 (576)
2018	12,166 (1,767)	10,947 (931)	14,708 (531)	6,391 (580)
Average	9,222 (25,452)	8,744 (10,163)	10,244 (8,055)	5,334 (11,425)

Note: Related to 〈Table 2〉.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 1st~12st household data.

〈Appendix Table 3〉 Descriptive Statistics

(Unit: %, 10 thousand KRW)

Classification			10th		11th		12th		Sum	
			Value	Freq	Value	Freq	Value	Freq	Value	Freq
Insur(=1)			74.9	4,789	75.2	4,768	76.5	4,761	75.5	14,318
Amount			403	3,638	416	3,615	427	3,685	415	10,938
Gender(Male=1)			69.6	4,789	69.3	4,768	68.8	4,761	69.3	14,318
Age	Average		55.3	4,789	54.7	4,768	54.1	4,761	54.7	14,318
	Young(Under 40)		17.4	4,789	19.1	4,768	21.0	4,761	19.2	14,318
	Middle(40-55)		37.4	4,789	36.3	4,768	34.7	4,761	36.1	14,318
	Old(Over 55)		45.2	4,789	44.6	4,768	44.3	4,761	44.7	14,318
Spouse(Yes=1)			64.7	4,789	63.9	4,768	63.2	4,761	63.9	14,318
Child(Yes=1)			32.7	4,789	31.5	4,768	29.4	4,761	31.2	14,318
Education(College Above=1)			3.8	4,789	3.9	4,768	3.7	4,761	3.8	14,318
House(Yes=1)			54.8	4,789	54.3	4,768	53.5	4,761	54.2	14,318
Wage(wage earner=1)			54.8	4,789	54.5	4,768	55.0	4,761	54.8	14,318
White collar(Yes=1)			47.7	4,789	47.7	4,768	47.3	4,761	47.6	14,318
Blue collar(Yes=1)			30.3	4,789	29.9	4,768	29.6	4,761	29.9	14,318
Other job(Yes=1)			22.0	4,789	22.4	4,768	23.0	4,761	22.5	14,318
Double income(Yes=1)			31.0	4,789	32.3	4,768	33.0	4,761	32.1	14,318
Annual Current Income			367	4,781	380	4,768	398	4,761	382	14,310
Net Asset			27,522	4,789	30,482	4,768	32,052	4,761	30,035	14,318
Debt Type	Total Debt	Rate	37.4	4,789	37.2	4,768	35.9	4,761	36.8	14,318
		Amount	10,839	1,855	11,222	1,823	12,166	1,767	11,404	5,445
	Mortgage Loan	Rate	18.7	4,789	18.3	4,768	19.3	4,761	18.8	14,318
		Amount	9,734	899	10,207	883	10,947	931	10,308	2,713
	Rental Deposit	Rate	12.2	4,789	12.2	4,768	9.8	4,761	11.4	14,318
		Amount	11,397	651	12,017	664	14,708	531	12,575	1,846
	Other Loan	Rate	12.8	4,789	12.4	4,768	12.1	4,761	12.4	14,318
		Amount	6,558	625	6,441	576	6,391	580	6,465	1,781

Note: Refer to 〈Table 7〉.

〈Appendix Table 4〉 Panel Logit Analysis on the Ownership of Protection-type Insurance(Explanatory Variables: Ln(Debt Amount))

Independent Var \ Model		xtlogit1 (1-1)	xtlogit2 (1-2)	xtlogit3 (1-3)	xtlogit4 (1-4)
Explanatory variable	ln(Debt)	0.087***	-	0.061*	-
	ln(Mortgage)	-	0.137***	-	0.051
	ln(Rental)	-	-0.020	-	-0.047
	ln(Other)	-	0.110***	-	0.082
	Age_Y × Debt	-	-	-0.030	-
	Age_O × Debt	-	-	0.339	-
	Age_Y × Mortgage	-	-	-	1.440
	Age_O × Mortgage	-	-	-	1.110**
	Age_Y × Rental	-	-	-	(omitted)
	Age_O × Rental	-	-	-	0.220
	Age_Y × Other	-	-	-	-1.072
	Age_O × Other	-	-	-	0.785
Control variable	Gender	-0.432*	-0.402*	-0.440*	-0.428*
	Age_Y	0.01	0.016	-0.011	-0.109
	Age_O	-2.201***	-2.129***	-2.300***	-2.366***
	Spouse	0.818***	0.811***	0.825***	0.836***
	Child	0.545*	0.499*	0.567*	0.532*
	Education	-2.547***	-2.566***	-2.525***	-2.521***
	House	0.208	0.113	0.215	0.117
	Wage	0.661***	0.647***	0.656***	0.636***
	White Collar	1.299***	1.276***	1.302***	1.273***
	Blue Collar	0.998***	0.953***	0.999***	0.931***
	Double Income	1.011***	0.991***	1.012***	0.979***
	LIncome	2.243***	2.252***	2.238***	2.247***
	LNetAsset	0.05	0.1	0.049	0.1
Constant		-10.640***	-11.103***	-10.550***	-10.893***
Number of sample		13774	13774	13774	13691
/Insig2u		2.272***	2.291***	2.265***	2.277***
Wald chi2		1025.34	1015.08	1026.34	1012.79
Prob>chi2		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Notes: 1) Dependent variable is dhsecuins(insured = 1).

2) For general logit model analysis results, see 〈Appendix Table 5〉.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

〈Appendix Table 5〉 General Panel Logit Analysis on the Ownership of Protection-type Insurance

Independent Var \ Model		logit1	logit2	logit3	logit4
Explanatory variable	Debt	0.530***	-	0.282	-
	Mortgage	-	0.648***	-	0.599***
	Rental	-	0.069	-	-0.044
	Other	-	0.623***	-	0.205
	Age_Y×Debt			0.198	-
	Age_O×Debt			0.316	-
	Age_Y×Mortgage			-	0.826
	Age_O×Mortgage			-	0.106
	Age_Y×Rental			-	(omitted)
	Age_O×Rental			-	(omitted)
	Age_Y×Other			-	-0.415
	Age_O×Other			-	0.825**
Control variable	Gender	-0.374***	-0.365***	-0.378***	-0.374***
	Age_Y	-0.047	-0.046	-0.112	-0.098
	Age_O	-0.932***	-0.906***	-1.018***	-0.985***
	Spouse	0.256***	0.261***	0.259**	0.273**
	Child	0.314***	0.291***	0.338**	0.286**
	Education	-1.040***	-1.041***	-1.037***	-1.036***
	House	0.099	0.062	0.105	0.051
	Wage	0.458***	0.457***	0.453***	0.452***
	White Collar	0.798***	0.768***	0.803***	0.768***
	Blue Collar	0.517***	0.481***	0.521***	0.472***
	Double Income	0.652***	0.631***	0.655***	0.620***
	LIncome	1.420***	1.412***	1.418***	1.413***
	LNetAsset	-0.01	0.016	-0.012	0.018
Constant		-6.693***	-6.854***	-6.599***	-6.805***
Number of sample		13,774	13,774	13774	13691
LR chi2		6272.64	6282.33	6276.16	6267.13
Prob > chi2		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Pseudo R2		0.4260	0.4267	0.4262	0.4269

Note: Refer to 〈Table 10〉 for panel logit analysis results.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data(After the 10th survey, coverage insurance is created).

〈Appendix Table 6〉 General Panel Tobit Analysis on the Amount of Protection-type Insurance

Independent Var \ Model		tobit1	tobit2	tobit3	tobit4
Explanatory variable	Debt	0.081***	-	0.064**	-
	Mortgage	-	0.063***	-	0.012
	Rental	-	0.009	-	0.004
	Other	-	0.124***	-	0.107***
	Age_Y×Debt	-	-	0.026	-
	Age_O×Debt	-	-	0.031	-
	Age_Y×Mortgage	-	-	-	0.059
	Age_O×Mortgage	-	-	-	0.133***
	Age_Y×Rental	-	-	-	-0.042
	Age_O×Rental	-	-	-	0.015
	Age_Y×Other	-	-	-	0.056
	Age_O×Other	-	-	-	0.018
Control variable	Gender	-0.052*	-0.051*	-0.052*	-0.052*
	Age_Y	-0.118***	-0.118***	-0.130***	-0.142***
	Age_O	-0.053**	-0.049**	-0.066**	-0.081***
	Spouse	0.268***	0.268***	0.268***	0.267***
	Child	0.210***	0.208***	0.211***	0.214***
	Education	-0.004	-0.002	-0.001	0.004
	House	0.110***	0.112***	0.111***	0.115***
	Wage	-0.094***	-0.091***	-0.094***	-0.091***
	White Collar	0.133***	0.125***	0.133***	0.124***
	Blue Collar	0.214***	0.204***	0.214***	0.202***
	Double Income	0.104***	0.102***	0.105***	0.104***
	LIncome	0.470***	0.468***	0.470***	0.467***
	LNetAsset	0.002	0.007	0.002	0.006
Constant		2.537***	2.503***	2.549***	2.533***
Number of sample		10,660	10,660	10660	10660
/sigma_u		-	-	-	-
/sigma_e		-	-	-	-
var(e.LAmount)		-	-	0.473***	0.472***
Waldchi2		-	-	-	-
Prob>chi2		-	-	-	-
LR chi2		4036.06	4054.25	4037.29	4069.23
Prob>chi2		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Pseudo R2		0.1534	0.1541	0.1534	0.1546

Note: Refer to 〈Table 12〉 for panel tobit analysis results.

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

〈Appendix Table 7〉 Analysis on the Amount of Protection-type Insurance(panel regression, general regression)

Variable	Panel regression				General regression(OLS)			
	xtreg1	xtreg2	xtreg3	xtreg4	reg1	reg2	reg3	reg4
Gender	0.011	0.012	0.011	0.011	-0.052*	-0.051*	-0.052**	-0.052*
Age_Y	-0.153***	-0.153***	-0.166***	-0.172***	-0.118***	-0.118***	-0.130***	-0.142***
Age_O	-0.122***	-0.118***	-0.128***	-0.135***	-0.053**	-0.049**	-0.066***	-0.081***
Spouse	0.285***	0.285***	0.285***	0.285***	0.268***	0.268***	0.268***	0.267***
Child	0.181***	0.180***	0.181***	0.180***	0.210***	0.208***	0.211***	0.214***
Education	-0.032	-0.032	-0.031	-0.028	-0.004	-0.002	-0.001	0.004
House	0.070***	0.071***	0.070***	0.071***	0.110***	0.112***	0.111***	0.115***
Wage	-0.060**	-0.058**	-0.060**	-0.058**	-0.094***	-0.091***	-0.094***	-0.091***
White Collar	0.109***	0.104***	0.108***	0.102***	0.133***	0.125***	0.133***	0.124***
Blue Collar	0.143***	0.137***	0.143***	0.135***	0.214***	0.204***	0.214***	0.202***
Double Income	0.081***	0.080***	0.081***	0.080***	0.104***	0.102***	0.105***	0.104***
LIncome	0.357***	0.357***	0.357***	0.356***	0.470***	0.468***	0.470***	0.467***
LNNetAsset	0.036***	0.039***	0.035***	0.039***	0.002	0.007	0.002	0.006
Debt	0.061***		0.052*		0.081***		0.064***	
Mortgage		0.051**		0.043		0.063***		0.012
Rental		0.001		-0.012		0.009		0.004
Other		0.089***		0.054*		0.124***		0.107***
Age_Y×Debt			0.03				0.026	
Age_O×Debt			0				0	
Age_Y×Mortgage				0.011				0.059
Age_O×Mortgage				0.019				0.133***
Age_Y×Rental				0.04				-0.042
Age_O×Rental				0.019				0.015
Age_Y×Other				0.081				0.056
Age_O×Other				0.066				0.018
Constant	2.890***	2.862***	2.898***	2.879***	2.537***	2.503***	2.549***	2.533***
Number of sample	10,660	10,660	10,660	10,660	10,660	10,660	10,660	10,660
r2_a	-	-	-	-	0.314	0.315	0.314	0.316
Waldchi2	2411.13	2426.66	2411.49	2432.32				
Prob>chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000				

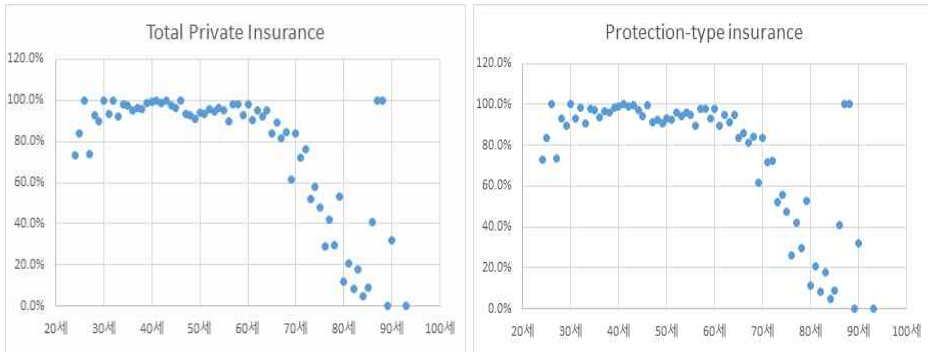
Note: The dependent variable is LAmount(the natural logarithm of insurance payments).

Source: National Survey of Tax and Benefit(NaSTaB) 10st~12st household data.

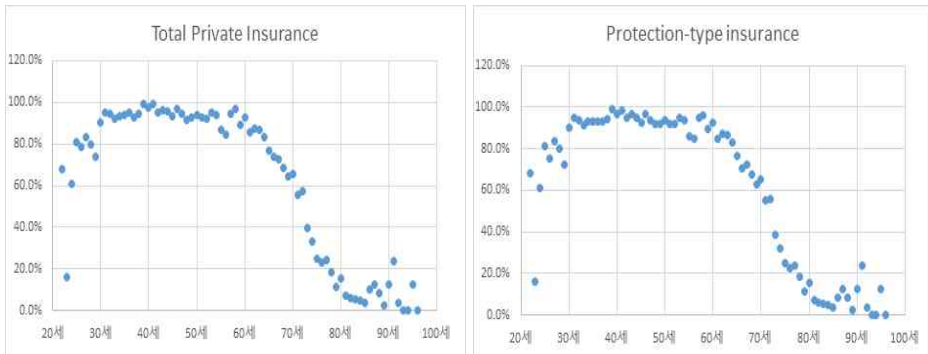
〈Appendix Figure 1〉 Relationship Between Age and Debt



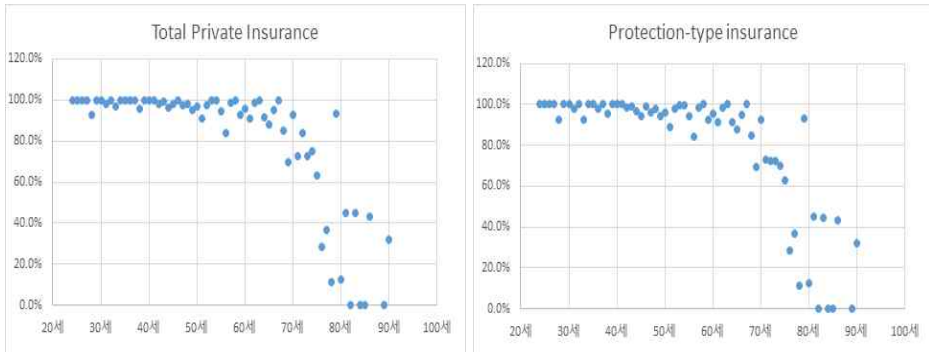
〈Appendix Figure 2-1〉 Relationship Between Age and Insurance Ownership(With Debt)



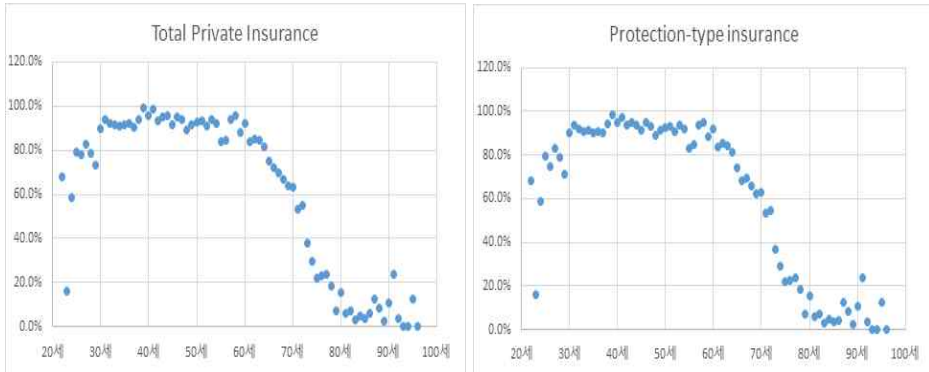
〈Appendix Figure 2-2〉 Relationship Between Age and Insurance Ownership(Without Debt)



〈Appendix Figure 3-1〉 Relationship Between Age and Insurance Ownership(With Mortgage Loan)



〈Appendix Figure 3-2〉 Relationship Between Age and Insurance Ownership(Without Mortgage Loan)



Abstract

This study empirically analyzed the effect of household debt on Protection-type insurance(disease/injury/death) using National Survey of Tax and Benefit data(NaSTaB, base year: 2016-2018). The proportion of households with debt was 36.8%, and by debt type, mortgage loans were 18.8%, rental loans were 11.4%, and other loans (student loans/financial institutions/credit cards) were 12.4%. The Protection-type insurance coverage rate was 75.5%, and the size of annual amount was 4.15 million KRW. As a result of examining the effect of debt on Protection-type insurance purchase using panel logit analysis, we find a statistically significant effect. With respect to interactions (debt type $\times$ age group), the effect of debt on Protection-type insurance purchases varies by age group. Especially above 55 years old with mortgage loan are statistically significantly more likely to purchase Protection-type insurance than the other groups.

To prevent under-insured of debt-holding households, appropriate policies should be reviewed such as cost-effective group insurance policies, credit scoring model with loan rate discount, and distribution strategies through digital platform.

Key words: Household debt, Protection-type insurance, Mortality protection gap

Analysis on Asymmetric Tail Dependence of Portfolio Returns

포트폴리오 수익률의 비대칭 꼬리분포 의존성 분석

Kyungjin Park*·Hojin Lee**

We use the generalized Pareto distribution and the copula to analyze the impact of asymmetric tail dependence on the risk measures. Simulation results show that the risk measures with symmetric tail dependence underestimate those with asymmetric tail dependence. We also quantify the superiority in the portfolio returns from characterizing the asymmetric tail dependence. The returns of the optimal portfolios from the asymmetric marginals are higher than the returns of the optimal portfolios from the symmetric marginals in the majority of the cases. A caution needs to be exercised in concluding that characterizing the asymmetric dependence in the process of modeling the marginal distributions seems to have an impact on the performance of the optimal portfolio due to the statistical significance of the rate differentials.

Key words: Asymmetric Tail Dependence, Skewness, Value-at-Risk, Expected Shortfall, Generalized Pareto Distribution, Asymmetric Distribution

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B050702, B050704

* First Author: Professor, Department of Business Administration, Myongji University(chichikj@mju.ac.kr)

** Corresponding Author: Professor, Department of Business Administration, Myongji University(hlee07@mju.ac.kr)

논문 투고일: 21. 8. 6, 논문 최종 수정일: 21. 9. 27, 논문 게재 확정일: 22. 2. 18

I. Introduction

The mean-variance framework assumes symmetric marginal distributions and symmetric dependence between marginal distributions. Departures from symmetry of the multivariate distribution of portfolio returns have impacts on optimal portfolio choice and risk management. The Arrow-Pratt's risk aversion of investors intuitively allude to the existence of conditional skewness and asymmetric dependence structures. Against a backdrop of these assertions, a line of research has been devoted to analyzing the impact of conditional skewness on optimal portfolio choice. Harvey and Siddique (2000) show that non-elliptical reciprocity of the joint distribution at both extremes would render the discount factor in the pricing kernel to be nonlinear. Harvey and Siddique (1999) suggest controlling for skewness to address time-varying conditional volatility and asymmetric dependence at both ends. The contribution due to Harvey and Siddique (1999) enlightens the importance of conditional skewness in analyzing optimal portfolio choice.

Recent advancement has been made in modeling conditional skewness and asymmetric dependence at the same time. It is proved to be convenient to employ the copula methodology in describing the interdependence structures of the portfolio independently from the marginals of the individual assets. Patton (2004) shows that the mean-variance framework for portfolio selection would not work when the multivariate normality assumption is at odds by the data. Patton (2004) analyzes the asset allocations decisions using copulas when there are asymmetries in the tail area dependence. Patton (2004) analyzes portfolio performance by comparing the realized returns of the portfolio from a bivariate normal copula and the other from a time-varying copula distribution. The gains from competing portfolios are measured by the rate of

return differentials between the portfolio strategies. Zhu and Galbraith (2010) employ the asymmetric Student t dynamic conditional score model to control for the asymmetric dependence in the tails of the distributions. The convenience of this approach is that deviations from non-skewness of the multivariate distributions are often taken care of in the process of modeling asymmetric tail dependence. de Roon and Karehnke (2017) develop a skewed distribution from a mixture of two normal distributions and show how skewness has an impact on risk metrics and portfolio choice. This approach evaluates the risk measures based on the calibrated analytical formulas from the normal density. While the procedure due to de Roon and Karehnke (2017) to estimate the risk measures and solve for the optimal portfolio weight from the expected utility maximization is intuitive, their methodology has some restrictive features in it. That is, the skewed distribution in their work is created by combining two normal distributions and is sometimes intractable due to non-invertibility of the normal distribution. Thiele (2020) presents a parametric model based on the asymmetric Student t distribution due to Zhu and Galbraith (2010) combined with the dynamic conditional score procedure. The asymmetric Student t dynamic conditional score model is similar to the skewed t distribution due to Hansen (1994) in the sense that a shape parameter governs skewness. However, the asymmetric Student t distribution is capable of controlling for different thickness between the left and right tail. Armed with this new approach, Thiele (2020) analyzes the impact of asymmetric tail dependence on optimal portfolio choice. Also, the economic gains from modeling asymmetric tail dependence with the asymmetric Student t distribution are numerically approximated.

In this paper, we combine marginal distributions for individual assets and copula distributions for dependence structure to form multivariate distribution

for market index portfolio returns. The marginal distributions are designed to represent the difference in tail thickness. The copula distributions are chosen to reflect asymmetric tail dependence. The aim of this paper is two folds. First, we use the generalized Pareto distribution and copula distribution to present the impact of asymmetric tail dependence and fat-tailed behavior on the risk measures. Second, we quantify economic gains from modeling asymmetric tail dependence of the market index returns. We evaluate the rate of return differentials between the optimal portfolios from the asymmetric Student t and asymmetric t distributions against the skewed t distribution.

The remainder of the paper proceeds as follows. Section 2 briefly describes the asymmetric Student t model introduced by Thiele (2020). Section 3 presents our empirical results. Section 4 concludes the discussion.

II. Modeling

We employ a conditional distribution with the asymmetric Student t-distributed residuals for the market index returns:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + \varepsilon_t, & \varepsilon_t &= \sigma_t z_t, & t &= 1, 2, \dots, T, \\ z_t &\sim (\alpha, \nu_L, \nu_R), \end{aligned} \quad (1)$$

where μ is the mean, σ_t is the time-varying standard deviation, and z_t is distributed to asymmetric Student t with shape parameters, α, ν_L, ν_R . The parametric model for the asymmetric Student t-distributed market index returns is:

$$f(y_t : \mu, \sigma_t, \alpha, \nu_L, \nu_R)$$

$$= \begin{cases} \frac{1}{\sigma_t} M(\alpha, \nu_L, \nu_R) \left[1 + \frac{1}{\nu_L} \left(\frac{y_t - \mu}{2\alpha^* \sigma_t} \right)^2 \right]^{\frac{\nu_L + 1}{2}} & y_t \leq \mu \\ \frac{1}{\sigma_t} M(\alpha, \nu_L, \nu_R) \left[1 + \frac{1}{\nu_R} \left(\frac{y_t - \mu}{2(1 - \alpha^*) \sigma_t} \right)^2 \right]^{\frac{\nu_R + 1}{2}} & y_t > \mu \end{cases}, \quad (2)$$

where

$$M(\alpha, \nu_L, \nu_R) = \frac{\alpha}{\alpha^*} K(\nu_L) = \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha^*} K(\nu_R) K(\nu_i) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu_i + 1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu_i}{2}\right) \sqrt{\pi \nu_i}}$$

$$\alpha^* = \frac{\alpha K(\nu_L)}{\alpha K(\nu_L) + (1 - \alpha) K(\nu_R)}.$$

While the parameter α governs the skewness of the distribution, the parameters ν_L and ν_R represent the thickness of the left and right tail, respectively. Therefore, the function M separates out non-symmetry of the distribution into skewness and the difference in the tail-thickness on each side. The skewness parameter α of the asymmetric Student t distribution does not suffice in explaining the difference in the tail-thickness of the distribution, because it can be shown that the tails on each extreme still fade down at the same rate with $\alpha \neq 0.5$. So, irrespective of the value of α , we can parameterize the different rates of decay in the left and right tails of the asymmetric Student t distribution using the parameters ν_L and ν_R . Zhu and Galbraith (2010) show that $\alpha \neq 0.5$ can be derived from the symmetric Student t distribution, with $\nu_L = \nu_R$.

Thiele (2020) applies the first-order dynamic conditional score procedure in order to accommodate a time-varying volatility on the asymmetric Student t distribution in equation (2). To that end, we characterize λ_t from the

transformation function, $\sigma_t = \exp(\lambda_t)$ to insure non-negative time-varying standard deviation as the following dynamic equation:

$$\lambda_t = \delta + \phi\lambda_{t-1} + \kappa s_{t-1} \quad (3)$$

$$s_t = H_t u_t = \left[E_{t-1} \left(-\frac{\partial^2 \ln L_t}{\partial \lambda_t^2} \right) \right]^{-1} \frac{\partial \ln L_t}{\partial \lambda_t}, \quad (4)$$

where $u_t = \frac{\partial \ln L_t}{\partial \lambda_t}$ denotes the contribution of the time-varying volatility to the log-likelihood function, and $H_t = \left[E_{t-1} \left(-\frac{\partial^2 \ln L_t}{\partial \lambda_t^2} \right) \right]^{-1}$ is the inverse of the information matrix to rescale the innovations. u_t and H_t can be expressed as follows:

$$u_t = \begin{cases} \frac{1}{\nu_L + 1} \frac{\frac{1}{\nu_L} \left(\frac{y_t - \mu}{2\alpha^* \sigma_t} \right)^2}{1 + \frac{1}{\nu_L}} \left(\frac{y_t - \mu}{2\alpha^* \sigma_t} \right)^2 - 1 & y_t \leq \mu \\ \frac{1}{\nu_R + 1} \frac{\frac{1}{\nu_R} \left(\frac{y_t - \mu}{2(1-\alpha^*) \sigma_t} \right)^2}{1 + \frac{1}{\nu_R}} \left(\frac{y_t - \mu}{2(1-\alpha^*) \sigma_t} \right)^2 - 1 & y_t > \mu. \end{cases} \quad (5)$$

$$H_t = \begin{cases} \frac{\nu_L + 3}{2\nu_L} & y_t \leq \mu \\ \frac{\nu_R + 3}{2\nu_R} & y_t > \mu \end{cases} \quad (6)$$

The equation (5) specifies how the squared deviations from the mean, $\left(\frac{y_t - \mu}{2\alpha^* \sigma_t} \right)^2$ have an impact on the volatility. The structure of equation (5) shows that the thinner the tails of the distribution (ν_L, ν_R get bigger), the bigger the u_t in equation (5) and s_t in equation (4), respectively. So, when the tails of the distribution are very thin, the occurrence of the extreme value of y_t is very

rare and gets bigger weight in calculating the time-varying volatility in the next period.

The volatility dynamics in equation (3) can accommodate leverage effects by adding the term, $\kappa^* \text{sign}(-y_{t-1})(s_{t-1} + 1)$, $\kappa^* > 0$ in equation (7):

$$\lambda_t = \delta + \phi\lambda_{t-1} + \kappa s_{t-1} + \kappa^* \text{sign}(-y_{t-1})(s_{t-1} + 1), \quad (7)$$

where $\kappa^* > 0$. So, when there is a negative return in period $t-1$ (i.e. $y_{t-1} < 0$), the time-varying volatility gets bigger in period t . Equations (1) - (7) completes the asymmetric Student t distribution dynamic conditional score model with leverage effect.

III. Estimation

1. Data

The data for Korea (Korea Composite Stock Price Index, KOSPI), U.S. (S&P 500 Index, S&P 500), Hong Kong (Hang Seng Index, HIS), UK (Financial Times Stock Exchange 100, FTSE 100), China (Shanghai Composite Index, SCI), and Japan (Nikkei 225, NK225) are collected. The daily stock market index return data consists of 2,998 observations and the data spans from January 4, 2007 to July 9, 2021. According to Table 1, all indices' returns are leptokurtic, and the five market indices except for the Hang Seng Index returns are negatively skewed.

〈Table 1〉 Descriptive Statistics

	min	1st quantile	median	3rd quantile	max
KOSPI	-11.64	-0.54	0.07	0.68	11.24
S&P 500	-13.47	-0.42	0.08	0.63	10.33
Hang Seng	-14.70	-0.71	0.04	0.80	16.80
FTSE 100	-10.14	-0.56	0.03	0.63	10.46
Shanghai	-12.83	-0.72	0.05	0.80	14.19
Nikkei 225	-12.92	-0.71	0.06	0.85	13.23

	mean	Standard dev.	skewness	kurtosis
KOSPI	0.03	1.39	-0.59	13.40
S&P 500	0.04	1.42	-0.75	16.20
Hang Seng	0.01	1.68	0.15	15.79
FTSE 100	0.00	1.32	-0.17	12.17
Shanghai	0.01	1.80	-0.47	9.48
Nikkei 225	0.02	1.67	-0.61	11.76

Note: The data for Korea (Korea Composite Stock Price Index, KOSPI), U.S. (S&P 500 Index, S&P 500), Hong Kong (Hang Seng Index, HSI), UK (Financial Times Stock Exchange 100, FTSE 100), China (Shanghai Composite Index, SCI), and Japan (Nikkei 225, NK225) are used for the descriptive statistics. The daily stock market index data consists of 2,998 observations and the data spans from January 4, 2007 to July 9, 2021. According to Table 1, all indices' returns are leptokurtic, and the five market indices except for the Hang Seng Index returns are negatively skewed.

The conjecture that negative shocks induce more volatility than positive shocks can be substantiated by the parameter estimates of the EGARCH model. From the EGARCH model of the form $h_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \frac{|\epsilon_{t-i}| + \gamma_i \epsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + \sum_{j=1}^p b_j h_{t-j}$, where $h_t = \log \sigma_t^2$, the leverage effect coefficient γ_i is estimated at -0.366 with the p-value of 0.000 for the KOSPI. For other indices, the leverage effect coefficient γ_i is estimated at -0.722 (p-value=0.000), -0.402 (0.000), -0.999 (0.000), -0.011 (0.690), and -0.556 (0.000) for the S&P 500, Hang Seng Index, FTSE 100, Shanghai Composite Index, and the Nikkei 225, respectively. Except for the Shanghai Composite Index returns, the leverage effects are prevalent in the global stock market index returns.

2. Tail Asymmetry

We report the parameter estimates of the four models, the asymmetric Student t dynamic conditional score, asymmetric t dynamic conditional score, skewed t dynamic conditional score, and t dynamic conditional score models with the leverage effect in Table 2. We use the maximum likelihood procedure and the Newton-Raphson algorithm for the numerical maximization of the Hessian matrix in computing the covariance matrix of the model parameters. The log-likelihood values ($\ln L$) are reported in the last column, and the standard errors for the parameter estimates are in parentheses. Using t-statistics from the parameter estimates of κ^* and the standard errors in parentheses reported in Table 2, the null hypotheses of no leverage effect ($\kappa^* = 0$) in the conditional volatility are rejected at a 1% level of significance for the asymmetric Student t, asymmetric t, skewed t, and the t distribution models except for the SCI. It is apparent that the conditional volatilities are highly persistent from the parameter estimate ϕ in equation (3) for all six indices and the autocorrelation functions in Figure 1. Table 3 reports the Bayesian information criterion for the asymmetric Student t, asymmetric t, skewed t, and t models using the six indices. For the five market indices, the Bayesian information criteria are minimized when the asymmetric Student t distributions are used. The BIC for the Hang Seng Index is minimized with the skewed t distribution, however, the BICs are almost identical for the asymmetric Student t and the skewed t distributions. The parameter estimates of α from the asymmetric Student t model are reported in Table 2. The parameter estimates of α for the KOSPI and SCI are 0.5, and those for the S&P 500, HSI, FTSE 100, and the NK225 are close to 0.5. For all indices, removing skewness is evidenced from the statistically significant parameter estimates of $\alpha = 0.5$.

Judging from the parameter estimates of ν_L and ν_R , all market indices returns have thicker left tails and thinner right tails than the normal. From the estimation results, we can conclude that the asymmetric Student t distribution is capable of controlling for different thickness between the left and right tail. Since the skewed t and the t distributions are assumed to have the symmetric tails, on the other hand, those two models are mis-specified.

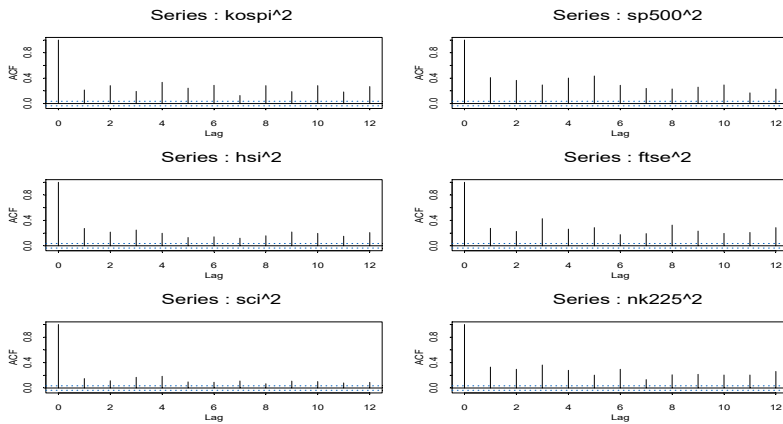
〈Table 2〉 Model Estimation Results

KOSPI	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	-0.001 (0.001)	0.991 (0.003)	0.053 (0.006)	0.500 (0.013)	0.026 (0.004)	3.577 (0.431)	9.011 (1.279)	0.062 (0.032)	4,426
Asymmetric t	-0.002 (0.001)	0.988 (0.004)	0.057 (0.007)	-	0.027 (0.004)	3.612 (0.352)	8.896 (0.604)	0.053 (0.004)	4,426
Skewed t	-0.003 (0.001)	0.989 (0.004)	0.057 (0.007)	0.536 (0.011)	0.029 (0.005)	5.126 (0.498)	-	0.127 (0.027)	4,434
t	-0.004 (0.001)	0.990 (0.002)	0.052 (0.007)	-	0.035 (0.004)	12.751 (2.227)	-	-0.033 (0.010)	4,440
S&P 500	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	-0.009 (0.003)	0.971 (0.005)	0.085 (0.009)	0.515 (0.012)	0.075 (0.006)	3.541 (0.321)	9.501 (2.104)	0.108 (0.023)	4,125
Asymmetric t	-0.008 (0.003)	0.968 (0.004)	0.085 (0.009)	-	0.074 (0.006)	3.377 (0.279)	10.814 (0.848)	0.082 (0.013)	4,134
Skewed t	-0.011 (0.003)	0.973 (0.005)	0.085 (0.008)	0.541 (0.010)	0.076 (0.007)	4.782 (0.403)	-	0.145 (0.021)	4,112
t	-0.012 (0.003)	0.967 (0.005)	0.085 (0.008)	-	0.075 (0.007)	4.504 (0.357)	-	0.078 (0.013)	4,111
HSI	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	0.001 (0.001)	0.986 (0.004)	0.051 (0.007)	0.515 (0.014)	0.025 (0.004)	5.033 (0.694)	6.618 (1.128)	0.084 (0.042)	5,114
Asymmetric t	0.001 (0.001)	0.985 (0.004)	0.051 (0.007)	-	0.025 (0.004)	4.673 (0.545)	7.204 (0.418)	0.050 (0.021)	5,115
Skewed t	0.001 (0.001)	0.987 (0.004)	0.051 (0.007)	0.528 (0.011)	0.026 (0.005)	5.682 (0.587)	-	0.123 (0.036)	5,115
t	0.001 (0.001)	0.985 (0.004)	0.059 (0.007)	-	0.025 (0.005)	5.607 (0.571)	-	0.044 (0.021)	5,118

FTSE 100	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	-0.003 (0.002)	0.983 (0.004)	0.047 (0.007)	0.506 (0.014)	0.054 (0.005)	4.386 (0.522)	8.740 (1.893)	0.033 (0.032)	4,326
Asymmetric t	-0.003 (0.002)	0.982 (0.004)	0.047 (0.007)	-	0.054 (0.005)	4.271 (0.443)	9.084 (0.637)	0.025 (0.015)	4,327
Skewed t	-0.005 (0.001)	0.986 (0.004)	0.047 (0.007)	0.535 (0.010)	0.055 (0.005)	5.608 (0.548)	-	0.092 (0.026)	4,330
t	-0.005 (0.002)	0.981 (0.004)	0.046 (0.007)	-	0.054 (0.005)	5.503 (0.526)	-	0.020 (0.015)	4,336
SCI	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	0.001 (0.001)	0.999 (0.001)	0.049 (0.005)	0.500 (0.013)	0.002 (0.003)	3.441 (0.398)	4.617 (0.588)	0.040 (0.035)	5,291
Asymmetric t	0.001 (0.001)	0.999 (0.001)	0.049 (0.006)	-	0.003 (0.003)	3.447 (0.358)	4.617 (0.198)	0.039 (0.000)	5,291
Skewed t	0.001 (0.002)	0.999 (0.004)	0.049 (0.007)	0.512 (0.010)	0.002 (0.004)	3.929 (0.309)	-	0.068 (0.029)	5,293
t	0.001 (0.002)	0.999 (0.004)	0.049 (0.007)	-	0.002 (0.004)	3.906 (0.302)	-	0.040 (0.019)	5,294
NK225	δ	ϕ	κ	α	κ^*	ν_L	ν_R	μ	lnL
Asymmetric Student t	0.005 (0.003)	0.962 (0.007)	0.076 (0.008)	0.512 (0.014)	0.052 (0.006)	4.895 (0.608)	8.830 (1.904)	0.085 (0.047)	5,165
Asymmetric t	0.005 (0.003)	0.962 (0.008)	0.075 (0.009)	-	0.051 (0.006)	4.666 (0.515)	9.726 (0.738)	0.055 (0.021)	5,165
Skewed t	0.003 (0.002)	0.964 (0.008)	0.077 (0.009)	0.530 (0.011)	0.052 (0.006)	6.119 (0.655)	-	0.131 (0.037)	5,169
t	0.004 (0.002)	0.962 (0.008)	0.074 (0.009)	-	0.051 (0.006)	5.919 (0.608)	-	0.046 (0.021)	5,173

Note: We report the parameter estimates of the four models with leverage effect and the log-likelihood values (lnL) in the table. The standard errors are in parentheses. As reported in the sixth column, the null hypothesis of no leverage effect ($\kappa^* = 0$) in the conditional volatility is rejected at a 1% level of significance for all models except for the SCI. To reflect the persistency and leverage effect of the conditional volatility, we estimate the asymmetric Student t, asymmetric t, skewed t, and the t distribution models. The parameter estimates of α for the KOSPI and SCI are 0.5, and those for the S&P 500, HSI, FTSE 100, and the NK225 are close to 0.5. For all indices, removing skewness is evidenced from the statistically significant parameter estimates of $\alpha = 0.5$. As the parameter estimates of ν_L and ν_R show, all market indices returns have thicker left tails and thinner right tails than the normal. The estimation results in the table show that the asymmetric Student t distribution is capable of controlling for different thickness between the left and right tail.

〈Figure 1〉 Autocorrelation Functions of Squared Index Returns



Note: The squared returns for the six market indices exhibit significant autocorrelation. This indicates that the conditional volatilities are persistent. It is apparent that the conditional volatilities are highly persistent from the parameter estimate ϕ for all six indices reported in Table 2 and the autocorrelation functions in the above figures.

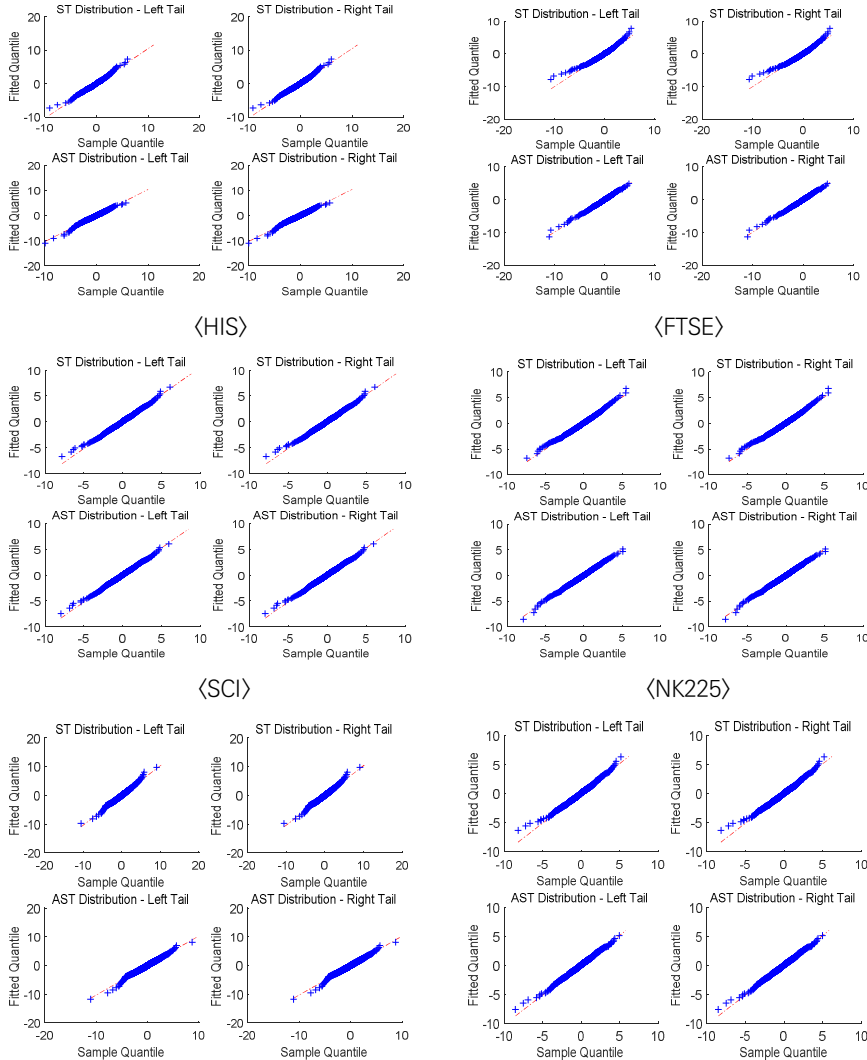
〈Table 3〉 Model Selection Criterion

	KOSPI	S&P	HSI	FTSE	SCI	NK225
Asymmetric Student t	8,916.3	8,286.6	10,293	8,716.6	10,647	10,396
Asymmetric t	8,907.4	8,278.1	10,287	8,709.0	10,639	10,388
Skewed t	8,924.3	8,306.9	10,286	8,716.1	10,642	10,395
t	9,247.2	8,961.5	10,571	9,024.2	10,931	-

Note: The table reports the Bayesian information criterion for the asymmetric Student t dynamic conditional score, asymmetric t, skewed t, and t models using the six market indices. The tail asymmetries of the data are best captured by the asymmetric t model except for the Hong Kong Hang Seng Index. For the five market indices, removing skewness is evidenced from the statistically significant parameter estimates of $\alpha = 0.5$.

Figure 2 shows qq-plots for the standardized residuals from the skewed t dynamic conditional score and asymmetric Student t dynamic conditional score models against a reference distribution with symmetric tails. Most of the qq-plots from the asymmetric Student t dynamic conditional score model do not deviate much from a reference distribution. However, the qq-plot from the asymmetric Student t dynamic conditional score model for the Shanghai Composite Index returns suggests that the tails of the asymmetric Student t dynamic conditional score model are still fatter than the tails of the symmetric-tailed distribution.

(Figure 2) QQ Plots against Asymmetric Student t and Skewed t Reference Distributions
 (KOSPI) (S&P 500)



Note: The figure shows qq-plots for the standardized residuals from the estimated skewed t dynamic conditional score and asymmetric Student t dynamic conditional score models against a reference distribution with symmetric tails. For each index, the upper panel shows the qq-plots of the standardized residuals from the estimated skewed t dynamic conditional score model and the lower panel graphs the qq-plots of the standardized residuals from the estimated asymmetric Student t model. The qq-plot from the asymmetric Student t dynamic conditional score model for the Shanghai Composite Index returns suggests that the tails of the asymmetric Student t dynamic conditional score model are still fatter than the tails of the symmetric-tailed distribution. For other indices, the qq-plots prove that the asymmetric Student t dynamic conditional score model estimation addresses the fat-tailed issues.

3. Risk Measures

In this section, we analyze the impact of tail shape on the risk measures. If the tails of the marginal distributions of the market index returns are thicker than normal, we would underestimate the risk measures by assuming that the marginal distributions are normally distributed. We use the generalized Pareto distribution, GPD henceforth, as the fully parametric model for the tails of the marginal distribution.

Let $X_1, X_2, \dots$ be independently identically distributed losses with an unknown CDF F . Then, the conditional probability of the excesses over a threshold u can be expressed as follows:

$$F_u(y) = \Pr\{X - u \leq y | X > u\} = \frac{F(y+u) - F(u)}{1 - F(u)}, \quad y > 0$$

Embrechts et al. (1997) show that the generalized Pareto distribution is the close approximation to the above excess distribution with a positive function $\beta(u)$.

$$G_{\xi, \beta(u)}(y) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{\xi y}{\beta(u)}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{for } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{y}{\beta(y)}\right) & \text{for } \xi = 0 \end{cases}, \quad \beta(u) > 0$$

defined for $y \geq 0$ when $\xi \geq 0$ and $0 \leq y \leq \beta(u)\xi$ when $\xi < 0$.

The most daunting task in the maximum likelihood estimation of the GPD model is to choose the optimal threshold value where the marginal distribution starts to fade out to the tail area. Goldie and Smith (1987) and Hall (1990), Danielsson and de Vries (1998), Danielsson et al. (2001) choose the optimal threshold value by using a subsample bootstrap procedure.

To show how tail thickness affects the risk measure estimation, however, the sample mean excess function plot due to McNeil and Saladin (1997), McNeil

and Frey (2000) and Zivot and Wang (2006) would be sufficient. The bias and the efficiency involved in the estimation of the GPD model are dependent on the number of observations pertained to the tail area and the center of the marginal distribution. There is no clear-cut solution to this problem.

We choose 0.9% and -0.9% as the upper tail and right tail area threshold values and estimate the GPD marginals based on the excesses over threshold values. For the KOSPI, we use 18.26% of the 2,995 observations with the threshold value of 0.9% to estimate the upper tail parameter estimates of the GPD model. Also, we use 16.76% of the observations with the threshold value of -0.9% to estimate the lower tail parameter estimates of the GPD model. The tail shape parameters on both sides with the KOSPI and S&P 500 are reported in Tables 4 and 5. For the other four indices, we do not report the estimation results to save space, however, the results are available upon request.

〈Table 4〉 GPD Model Estimation with the KOSPI

<u>Upper Tail Estimate with the Threshold at 0.9% (18.26% of observations)</u>			
	<u>Value</u>	<u>Standard Error</u>	<u>t-ratio</u>
	0.196	0.049	4.02
	0.709	0.046	15.54
<u>Lower Tail Estimate with the Threshold at -0.9% (16.76% of observations)</u>			
	<u>Value</u>	<u>Standard Error</u>	<u>t-ratio</u>
	0.224	0.055	4.06
	0.854	0.060	14.23

Note: The GPD model estimation results are reported in the table. We choose 0.9% and -0.9% as the upper tail and right tail area threshold values and estimate the GPD marginals based on the excesses over threshold values. For the KOSPI, we use 18.26% of the 2,995 observations with the threshold value of 0.9% to estimate the upper tail parameter estimates of the GPD model. Also, we use 16.76% of the observations with the threshold value of -0.9% to estimate the lower tail parameter estimates of the GPD model. The tail shape parameters on both sides with the KOSPI are reported in the table. For the other four indices, we do not report the estimation results to save space, however, the results are available upon request.

〈Table 5〉 GPD Model Estimation with the S&P 500

<u>Upper Tail Estimate with the Threshold at 0.9% (17.23% of the data)</u>			
	<u>Value</u>	<u>Standard Error</u>	<u>t-ratio</u>
	0.317	0.058	5.44
	0.636	0.046	13.94
<u>Lower Tail Estimate with the Threshold at -0.9% (14.89% of the data)</u>			
	<u>Value</u>	<u>Standard Error</u>	<u>t-ratio</u>
	0.182	0.054	3.38
	1.010	0.072	14.03

Note: The GPD model estimation results are reported in the table. ut solution to this problem. We choose the same threshold values as the KOSPI. For the S&P 500, we use 17.23% of the 2,995 observations to estimate the upper tail parameter estimates of the GPD model. Also, we use 14.89% of the observations to estimate the lower tail parameter estimates of the GPD model. The tail shape parameters on both sides with the S&P 500 are shown. For the other four indices, we do not report the estimation results to save space, however, the results are available from the author upon request.

From the statistically significant positive estimates of the tail shape parameter ξ , we can determine that the left tails and right tails of the KOSPI and S&P 500 have fat-tailed distributions. The tail shape parameters ξ for the HSI are 0.16 (t-ratio 4.17) and 0.11 (17.51), for the FTSE 100 are 0.24 (4.44) and 0.13 (2.58), for the SCI are 0.06 (1.63) and 1.13 (18.90), and for the NK225 are 0.09 (2.45) and 0.15 (3.55). Therefore, except for the upper tail of the SCI, we can conclude that the upper tails and lower tails of the six market indices returns have fat tails on both sides of the marginal distributions.

We consider fifteen pairs of one-period investment in two market indices. For each portfolio with expected return R and the joint distribution function F_R , we define two risk measures VaR and ES for a given level of loss:

$$VaR_q = F_R^{-1}(R) \quad (8)$$

$$ES_q = E[-R | -R > VaR_q] \quad (9)$$

We generate random simulations from the joint distribution function F_R and calculate numerical approximations to the VaR and ES . The KOSPI daily returns are distributed to the GPD as shown in Table 4 and the S&P 500 daily

returns are distributed to the GPD in Table 5. We use the Clayton copula with the correlation parameter θ , $C(u, v; \theta) = [u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1]^{-\frac{1}{\theta}}$, where $\theta > 0$ that reflects the asymmetric lower tail dependence parameter $\tau^L = 2^{-\frac{1}{\theta}}$ and the upper tail dependence parameter $\tau^U = 0$. We also use the Frank copula which does not exhibit lower or upper tail dependence. The rationale behind the choice of the Clayton copula lies in the tail asymmetry, while the Frank copula and Gaussian copula (for the case of correlation coefficient < 1) do not exhibit lower or upper tail dependence. In spite of the dependence structure between the marginal distributions of copulas, the Gaussian copula is the most generally used copula. We analyze the impact of the dependence structures of copulas on the risk measures using the Clayton, Gaussian, and Frank copula.

According to Table 6, the portfolio that invests 50% of wealth in KOSPI and 50% in S&P 500 could make -1.25% loss or more in one trading day with 5% probability. If that event occurs, then, the expected loss could be as low as -2.14%. When $q = 0.99$, the VaR and ES are calculated as -2.62% and -3.84%. To compare this result with symmetric tail dependence, we use the normal copula. For a given level of loss $q = 0.95$, the VaR and ES are calculated as -1.16% and -1.82%. That is, the portfolio that invests 50% of wealth in KOSPI and 50% in S&P 500 could make -1.16% loss or more in one trading day with 5% probability. If the event occurs, then, the expected loss could be as low as -1.82%. When $q = 0.99$, the VaR and ES are calculated as -2.22% and -2.98%.

Table 6 also shows numerical approximation to the VaR and ES when the portfolios are composed of a pair of market indices. For a given level of loss $q = 0.95$, the VaR ranges from -1.25% to -1.44%, and the ES ranges from -2.54% to -2.91% when the Clayton copula is used to describe the dependence structure of the portfolio returns. The important fact that we can read off from the table is that the risk measures are underestimated when we assume

that the dependence structures of the portfolios are characterized by the Frank copula. The Frank copula assumes no lower or upper tail dependence. The Gaussian copula also tends to underestimate the risk measures compared to the Clayton copula. It should be noted from this simulation that modeling the dependence structures of the multivariate portfolio returns is important in evaluating and managing risk.

〈Table 6〉 *VaR* and *ES* by Simulation with the GPD Margins and the Parametric Copulas

KOSPI and S&P 500	<i>VaR</i>		<i>ES</i>	
	95%	99%	95%	99%
Gaussian	-1.16	-2.22	-1.82	-2.98
Frank	-1.13	-2.02	-1.69	-2.65
Clayton	-1.25	-2.62	-2.14	-3.84

KOSPI and HSI	<i>VaR</i>		<i>ES</i>	
	95%	99%	95%	99%
Gaussian	-1.32	-2.38	-2.01	-3.19
Frank	-1.13	-2.02	-1.69	-2.65
Clayton	-1.42	-2.84	-2.34	-4.05

KOSPI and FTSE 100	<i>VaR</i>		<i>ES</i>	
	95%	99%	95%	99%
Gaussian	-1.21	-2.20	-1.83	-2.92
Frank	-1.17	-2.01	-1.70	-2.60
Clayton	-1.27	-2.54	-2.10	-3.65

KOSPI and SCI	<i>VaR</i>		<i>ES</i>	
	95%	99%	95%	99%
Gaussian	-1.36	-2.48	-2.07	-3.33
Frank	-1.31	-2.28	-1.93	-3.00
Clayton	-1.44	-2.91	-2.42	-4.30

KOSPI and NK225	<i>VaR</i>		<i>ES</i>	
	95%	99%	95%	99%
Gaussian	-1.33	-2.37	-2.00	-3.17
Frank	-1.30	-2.22	-1.89	-2.88
Clayton	-1.43	-2.82	-2.36	-4.13

Note: We use the Clayton copula and the Frank copula along with the GPD estimation results in Tables 4 and 5 to approximate the *VaR* and *ES*. The risk measures with the Gaussian, Frank, and the Clayton copula are reported in each panel. The risk measures are underestimated when we assume that the dependence structures of the

portfolios are characterized by the Gaussian copula or the Frank copula. The Frank copula assumes no lower or upper tail dependence. The Gaussian copula also tends to underestimate the risk measures compared to the Clayton copula. Each panel presents the simulation results from the portfolio which consists of a pair of market index, that is, KOSPI and S&P 500, KOSPI and HIS, KOSPI and FTSE 100, KOSPI and SCI, and KOSPI and NK225, respectively. For the rest of the ten pairs of portfolios, we do not present the results to save space.

4. Portfolio Performance Evaluation

The aim in this section is to measure the rate of return differentials that investors can increase by taking the alternative optimal portfolio choice that takes asymmetries and/or skewness of the distribution into account. That is, we quantify the difference in the rate of returns from characterizing the asymmetric tail dependence of the bivariate market index portfolio returns. To the best of our knowledge, Thiele (2020) suggests evaluating the rate of return gains from selecting a portfolio that takes asymmetric tail dependence into account for the first time. Following Thiele's procedure, we generate the realized returns of the optimal portfolios from the asymmetric tail dependence models and the skewed t models and calculate the rate of return differentials between the two models. The estimation window consists of 1,000 trading days and moves forward by five days in each step of the procedure. We repeat the simulations 100,000 times. The investor can choose the optimal portfolios that maximize the expected utility. The optimal portfolios are chosen from the four combinations of strategies. That is, the marginal distributions for individual index returns are assumed to be distributed to the asymmetric Student t and the asymmetric t. The dependence structures of the portfolios are selected from the Frank copula and the Clayton copula. The rate of return differentials are calculated against the skewed t.

The positive rate of return differentials reported in Tables from 7 to 10 mean that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric Student t

marginals or the asymmetric t marginals coupled with the Frank copula or the Clayton copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals combined with the Frank copula or the Clayton copula. The statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. According to Tables from 7 to 10, the returns of the optimal portfolios from the asymmetric Student t or the asymmetric t marginals are higher than the returns of the optimal portfolios from the skewed t marginals in most cases irrespective of the copula distribution. In twelve cases out of fifteen from Table 7, for example, the rate of return differentials are positive. However, the positive rate of return differentials are statistically significant only in two cases with boldface numbers. On the other hand, the positive rate of return differentials reported in Table 8 mean that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric t marginals and the Frank copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals and the Frank copula. The statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. In twelve cases, the rate of return differentials are positive. In seven cases with boldface numbers, the positive rate of return differentials are statistically significant. From Table 10, we find four cases of negative rate differentials. The negative rate differentials in Table 10 show that the returns of the optimal portfolios from the asymmetric t marginals and the Clayton copula are lower than the returns of the optimal portfolios from the skewed t marginals and the Clayton copula. However, the negative rate differentials are insignificant. For the rest eleven cases, the returns of the optimal portfolios from the asymmetric t marginals and the Clayton copula are higher than the returns of the optimal portfolios from the skewed t marginals and the Clayton copula. Furthermore, five out of eleven cases, the rate of return differentials are significantly positive. From the empirical results reported in Tables 7-10,

we can conclude that characterizing the asymmetric dependence in the process of modeling the marginal distributions and the copula functions seems to have a positive impact on the performance of the optimal portfolio. The positive impacts on the performance of the optimal portfolios are conspicuous when we employ the asymmetric t in characterizing tail asymmetry. This finding is in line with the model selection results in Table 3. We find that the asymmetric t dynamic conditional score model best fits the KOSPI, S&P 500, FTSE 100, SCI, and the NK225 based on the BIC. A word of caution is in order with respect to the empirical results reported in Tables from 7 to 10. There are not many instances that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric Student t marginals or the asymmetric t marginals are lower than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals. However, the positive rate differentials are statistically significant only in seven and four cases in Tables 8 and 10, respectively.

〈Table 7〉 Asymmetric Student t vs. Skewed t with Frank Copula

	S&P 500	HSI	FTSE 100	SCI	NK225
KOSPI	3.42 (0.03)	-2.22 (0.86)	1.57 (0.23)	0.36 (0.44)	1.97 (0.20)
S&P 500	-	0.27 (0.44)	1.67 (0.19)	3.42 (0.06)	2.06 (0.13)
HSI	-	-	1.13 (0.17)	1.78 (0.19)	-0.02 (0.51)
FTSE 100	-	-	-	2.84 (0.13)	-0.95 (0.73)
SCI	-	-	-	-	1.34 (0.29)

Note: We generate the realized returns of the optimal portfolios from the asymmetric Student t distribution and the skewed t distribution and calculate the rate of return differentials between the two models. The dependence structures of the portfolios are selected from the Frank copula and the Clayton copula. The estimation window consists of 1,000 trading days and moves forward by five days in each step of the procedure. We repeat the simulations 100,000 times. The positive rate of return differential reported in the table means that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric Student t marginals and the Frank copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals and the Frank copula. The

statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. In twelve cases, the rate of return differentials are positive, however, only two cases with boldface numbers, the positive rate of return differentials are statistically significant.

〈Table 8〉 Asymmetric t vs. Skewed t with Frank Copula

	S&P 500	HSI	FTSE 100	SCI	NK225
KOSPI	6.97 (0.00)	-2.24 (0.85)	4.58 (0.02)	2.22 (0.18)	1.81 (0.28)
S&P 500	-	1.07 (0.24)	2.64 (0.04)	6.55 (0.01)	2.59 (0.07)
HSI	-	-	1.31 (0.22)	3.35 (0.12)	-0.54 (0.59)
FTSE 100	-	-	-	5.97 -	-0.52 (0.60)
SCI	-	-	-	-	4.43 (0.06)

Note: The positive rate of return differentials reported in the table mean that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric t marginals and the Frank copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals and the Frank copula. The statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. In twelve cases, the rate of return differentials are positive. In seven cases with boldface numbers, the positive rate of return differentials are statistically significant.

〈Table 9〉 Asymmetric Student t vs. Skewed t with Clayton Copula

	S&P 500	HSI	FTSE 100	SCI	NK225
KOSPI	2.59 (0.05)	-1.64 (0.91)	0.62 (0.36)	-0.25 (0.56)	0.43 (0.38)
S&P 500	-	-0.17 (0.55)	0.09 (0.47)	3.49 (0.04)	1.29 (0.14)
HSI	-	-	0.58 (0.25)	0.57 (0.35)	-0.97 (0.80)
FTSE 100	-	-	-	0.28 (0.46)	-1.29 (0.83)
SCI	-	-	-	-	0.05 (0.50)

Note: The positive rate of return differentials reported in the table mean that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric Student t marginals and the Clayton copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals and the Clayton copula. The statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. In ten cases, the rate of return differentials are positive. Only in two cases with boldface numbers, however, the positive rate of return differentials are statistically significant.

〈Table 10〉 Asymmetric t vs. Skewed t with Clayton Copula

	S&P 500	HSI	FTSE 100	SCI	NK225
KOSPI	5.91 (0.00)	-1.63 (0.88)	3.05 (0.05)	1.78 (0.19)	-0.07 (0.50)
S&P 500	-	0.55 (0.33)	0.31 (0.40)	7.01 (0.00)	1.24 (0.22)
HSI	-	-	0.55 (0.33)	1.84 (0.18)	-1.66 (0.82)
FTSE 100	-	-	-	3.46 (0.17)	-0.75 (0.65)
SCI	-	-	-	-	3.10 (0.09)

Note: The positive rate of return differentials reported in the table mean that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric t marginals and the Clayton copula are higher than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals and the Clayton copula. The statistics in boldface are statistically significant at a 10% significance level. In eleven cases, the rate of return differentials are positive. In four cases with boldface numbers, the positive rate of return differentials are statistically significant.

IV. Concluding Remarks

In this paper, we use the generalized Pareto distribution and the copula distributions to analyze the impact of asymmetric tail dependence and fat-tailed behavior on the risk measures. We also quantify the difference in the rate of returns between the optimal portfolios generated by the asymmetric Student t distribution and the asymmetric t distribution against the skewed t distribution. The Clayton copula and the Frank copula which exhibit only lower tail dependence and no tail dependence respectively are employed.

We consider fifteen pairs of one-period investment in two market indices. We generate random simulations from the joint distribution function and calculate numerical approximations to the VaR and ES . Simulation results show that the risk measures with symmetric tail dependence underestimate those with asymmetric tail dependence. For the KOSPI returns at a given level

of loss $q = 0.95$, the VaR and ES with symmetric tail dependence underestimate risk by 7.2% and 15.0%, respectively.

We also quantify the rate of return differentials that investors can get by taking the asymmetries and/or skewness into account in portfolio selection. We generate realized returns of the optimal portfolios and calculate the difference in the rate of returns of the competing portfolios. The optimal portfolios are chosen under the assumption that marginal distributions for individual index returns are assumed to be distributed to the asymmetric Student t and asymmetric t . The dependence structures of the portfolios are selected from the Frank copula and the Clayton copula. The rate of return differentials are calculated against the optimal portfolio based on the skewed t marginal distribution. The returns of the optimal portfolios from the asymmetric Student t marginals (twelve cases in Table 8) or the asymmetric t marginals (eleven cases in Table 10) are higher than the returns of the optimal portfolios from the skewed t marginals irrespective of the copula distribution. There are not many instances (less than five cases at the maximum in each Table) that the returns of the optimal portfolios of the asymmetric Student t marginals or the asymmetric t marginals are lower than the returns of the optimal portfolios of the skewed t marginals. However, the positive rate of return differentials are statistically significant only in seven and four cases in Tables 8 and 10, respectively. It can be important to include the asymmetric tail dependence in the process of characterizing the marginal distributions of asset returns to improve the performance of the optimal portfolio, however, a caution needs to be exercised due to statistical significance.

References

- Amaya, D., P., Christoffersen, K., Jacobs and A., Vasquez (2015). "Does Realized Skewness Predict the Cross-Section of Equity Returns?", *Journal of Financial Economics*, 118(1):135-167.
- Danielsson, J., and C. G., de Vries (1998). "Beyond the Sample: Extreme Quantile and Probability Estimation with Applications to Financial Data", Discussion paper, TI98-016/2, Tinbergen Institute.
- Danielsson, J., L., de Hann, L., Peng, and C. G., de Vries (2001). "Using a Bootstrap Method to Choose the Sample Fraction in Tail Index Estimation", *Journal of Multivariate Analysis*, 76:226-248.
- de Roon, F., and P., Karehnke (2017). "A Simple Skewed Distribution with Asset Pricing Applications", *Review of Finance*, 21(6):2169-2197.
- Embrechts, P., C., Kloppeberg, and T., Mikosch (1997). *Modelling Extreme Events*. Springer-Verlag, Berlin.
- Goldie, C., and R. L., Smith (1987). "Slow Variation with Reminder: Theory and Applications", *Quarterly Journal of Mathematics*, Oxford 2nd Series, 38:45-71.
- Hall, P. (1990). "Using the Bootstrap to Estimate Mean Square Error and Select Smoothing Parameter in Nonparametric Problem", *Journal of Multivariate Analysis*, 32:177-203.
- Hansen, B. (1994). "Autoregressive Conditional Density Estimation", *International Economic Review*, 35:705-730.
- Harvey, C., and A., Siddique (1999). "Autoregressive Conditional Skewness", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 34:465-487.
- Harvey, C., and A., Siddique (2000). "Conditional Skewness in Asset Pricing Tests," *Journal of Finance*, 55(3):1263-1295.

- McNeil, A., and R., Frey (2000). "Estimation of Tail-Related Risk Measures for Heteroskedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach", *Journal of Empirical Finance*, 7:271-300.
- McNeil A., and T., Saladin (1997). "The Peaks over Thresholds Method for Estimating High Quantiles of Loss Distributions", Department of Mathematics, ETH Zentrum.
- Patton, A. (2004). "On the Out-Of-Sample Importance of Skewness and Asymmetric Dependence for Asset Allocation", *Journal of Financial Econometrics*, 2(1):130-168.
- Thiele, S. (2020). "Modeling the Conditional Distribution of Financial Returns with Asymmetric Tails", *Journal of Applied Econometrics*, 35(1):46-60.
- Zhu, D., and J., Galbraith (2010). "A Generalized Asymmetric Student-t Distribution with Application to Financial Econometrics", *Journal of Econometrics*, 157:297-305.
- Zivot, E., and J., Wang (2006). Modeling financial time series with S-PLUS, Springer.

요 약

본 연구는 다음과 같은 두 가지 실증분석 결과를 도출하고 있다. 첫째, 일반화 파레토분포와 코풀라함수를 이용하여 꼬리분포의 비대칭성이 포트폴리오의 위험척도에 미치는 영향을 추정하였다. 시뮬레이션 결과는 대칭적 꼬리분포를 이용하는 위험척도가 실제 위험척도를 과소평가하는 것으로 나타났다. 둘째, 꼬리분포의 비대칭성을 반영한 최적포트폴리오가 꼬리분포의 대칭성을 가정한 최적포트폴리오에 비해 수익률 면에서 우월한 정도를 측정하였다. 실증분석 결과는 포트폴리오의 한계분포와 포트폴리오 구성자산 간 의존성분포를 모형화 함에 있어 꼬리분포의 비대칭성 정보를 포함할 경우 최적포트폴리오의 기대수익률이 상승하는 것으로 나타났다. 꼬리분포의 비대칭성을 모형화하는 것이 최적포트폴리오에 미치는 영향은 수익률 우월성 추정치의 통계적 유의성으로 인해 해석에 유의해야 할 것으로 보인다.

국문색인어: 비대칭꼬리분포, 왜도, 일반화 파레토분포, 기대손실

잉여금 리스크패리티를 활용한 DB퇴직연금제도의 자산배분전략 실증분석

An Empirical Analysis of The Asset Allocation Strategies of The Defined Benefit Pension Plans Based on Surplus Risk Parity

곽도현*·성주호**

Do Hyun Kwak·Joo-Ho Sung

국내 확정급여형(DB) 퇴직연금제도는 원리금 보장 중심의 적립금 운용으로 향후 적립부족위험 및 기업의 재무위험에 노출될 개연성이 높다. 이를 개선하기 위해서 ALM에 기반한 부채연계투자(LDI)전략이 요구된다. 본 논문은 잉여금 중심의 리스크패리티(RP) 포트폴리오 접근법을 통해 현행 퇴직연금제도에서 활용 가능한 자산운용전략을 비교분석하고 '국면전환 RP전략'을 LDI전략으로 제시하고 있다. 실증분석결과 국면전환 RP전략은 최소 분산포트폴리오(MVP), 최대 리스크분산포트폴리오(MDP), 전통적 RP전략, 계층적 RP전략보다 높은 위험조정수익률(RASR)과 안정적인 적립비율 추이를 보여주었다. 이는 국면전환 RP전략이 고변동성국면에서는 부채매칭 포트폴리오를, 저변동성국면에서는 수익추구 포트폴리오를 채택하는 것에 기인한다. 하지만, 연구모형의 성과는 절대적이지 않으며 투자기간, 투자자산 등에 따라 달라질 수 있으므로 자산운용 적용 시에는 기금별 IPS를 고려한 종합적인 검토가 필요하다. 향후 본 연구의 방법론 및 결과는 퇴직 연금 자산운용의 활성화 및 안정화에 기여할 것으로 기대한다.

국문 색인어: 확정급여형 퇴직연금, 부채연계투자(LDI), 리스크패리티(RP), 국면전환 RP전략

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B050704, B051602

* 경희대학교 대학원 경영학과 박사과정(silent0506@nate.com), 제1저자

** 경희대학교 경영학과 교수(jhsung@khu.ac.kr), 교신저자

논문 투고일: 21. 8. 18, 논문 최종 수정일: 21. 10. 29, 논문 게재 확정일: 22. 2. 18

I. 서론

우리나라 퇴직연금 적립금은 2020년 말 기준 256조 원으로 89.3%가 예·적금, 국채 등의 원리금 보장형 상품 중심으로 운용되고 있다. 특히 퇴직연금제도 중 가장 큰 비중(60.2%)을 차지하고 있는 확정급여형(DB)의 원리금 보장형 상품 비중이 95.5%로 가장 높다. 이러한 자산운용 관행은 적립금의 중장기적 안정성과 수익성을 어렵게 하는 주요 원인으로 꼽히고 있다.¹⁾ 반면, 국가별 제도의 차이는 존재하지만 미국, 유럽 등 주요 선진국의 DB 연기금들은 전통적으로 주식, 채권 등 다양한 자산에 투자하는 분산된 포트폴리오를 구성해 왔다.

과거 1990년대 해외 DB 연기금의 자산운용목적은 기대수익률을 극대화하거나 경쟁 연금의 성과를 초과하는 데 있었다. 이를 위해 주로 주식 60%, 채권 40%를 투자하는 경험적인 운용방식을 적용하였는데(이경희·성주호 2008) 이러한 관행적 투자방식은 자본시장이 호황일 경우는 목표수익률을 달성하는 데 어려움이 없었지만, 불황일 경우에는 부채와 자산의 불일치가 심화되어 적립비율이 하락하는 위험에 노출되었다.

실제로 2007~2008년 글로벌 금융위기로 자산의 가치는 줄어듦과 부채는 금리 하락으로 증가하면서, 연기금들의 적립부족 상황이 발생하였고, 이는 사용자의 기여금 부담으로 이어졌다. 이러한 과정을 통해 연기금들은 부채를 고려하는 자산부채종합관리(Asset Liability Management; ALM)의 중요성을 인식하게 되었다. 전통적인 ALM은 소극적인 자산운용전략으로써 주로 자산과 부채의 현금흐름을 매칭하는 채권보유전략에 초점을 두었다. 그러나 2000년 이후 저금리가 지속되는 상황에서, 부채매칭 전략과 초과수익전략을 병행하는 부채연계투자(Liability Driven Investing; LDI)가 ALM의 방안으로 주목을 받고 있다.

본 연구에서는 잉여금리스크(Surplus Risk) 관리에 적용 가능한 5개의 대표적인 자산 배분전략을 선정하여 이들을 실증분석한다. 분석대상 전략은 전통적 잉여금리스크 중심 포트폴리오전략 2개, 잉여금 리스크패리티(Risk Parity Portfolio; RP) 중심 포트폴리오

1) 성주호(2018)는 이러한 투자 행태가 가입자들의 노후소득 보장에 부정적인 영향을 미칠 개연성이 크기 때문에 운용수익률 제고를 위한 방안 모색이 필요하다고 주장하였다.

전략 3개이다. 즉,

- MVP전략²⁾
- MDP전략³⁾
- 전통적 RP(Classic RP, RP)전략⁴⁾
- 계층적 RP(Hierarchical RP, HRP)전략⁵⁾
- 국면전환 RP(Regime switching, RRP)전략

여기서 국면전환 RP전략은 기존의 전통적 RP전략과 계층적 RP전략을 국면별로(고변동성국면과 저변동성국면) 분리하여 서로 다른 RP전략을 적용하는 것을 말한다.

분석기간은 국내 퇴직연금제도 도입시기인 2005년부터 시작하여 2019년까지이며, 투자자산은 선진국주식, 신흥국주식, 국내주식, 글로벌투자등급채권, 글로벌하이일드채권, 국내채권 총 6종목으로 한정한다(단, 외환 투자효과를 고려하여 투자자산의 원화환산지수로 분석함).

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 LDI전략을 간략히 소개하고 다양한 RP전략의 이론적 배경 및 선행 연구를 살펴본다. 제3장에서는 잉여금리스크를 관리하는 5개의 자산배분전략을 설정하고 비교 분석한다. 마지막으로 연구의 결과를 요약하고 그 시사점과 함께 연구의 한계점에 대해 언급한다.

II. 선행연구

본 연구의 목적은 DB 연금 자산운용에서 잉여금 리스크패리티전략의 실효성을 실증 분석함에 있다. 우리는 주요 선행연구로서 LDI전략, 리스크패리티(RP)전략, RP를 활용한 LDI전략을 순서대로 살펴본다.

2) MVP = Minimum Variance Portfolio, 변동성을 최소화하는 포트폴리오

3) MDP = Maximum Diversification Portfolio, 분산효과를 최대화하는 포트폴리오

4) 개별 종목의 변동성을 동일하게 배분하는 포트폴리오

5) 군집화를 활용하여 변동성을 배분하는 포트폴리오

LDI의 모태가 되는 ALM은 1970년대부터 은행권을 중심으로 발달하여 1980년대에는 연기금에 접목되었다. 초기 ALM은 자산과 부채를 매칭시키는 소극적 방법에서 출발하였지만, 2000년대 접어들어 저금리, 저성장, 고령화 이슈가 확산되면서 부채연계투자(Liability Driven Investing; LDI)의 형태로 변화하였다.

이러한 LDI전략은 자산과 부채의 불일치인 잉여금리스크를 최소화하면서 적극적으로 잉여금의 초과수익을 추구하는 전략이다. 이와 관련된 대표적인 연구로는 Sharpe and Tint(1990), Amenc, Matellini, Goltz, and Milhu(2010)을 언급할 수 있다. Sharpe and Tint(1990)는 부채를 헤징하는 정도인 부채헤징크레딧(Liability Hedging Credit)의 개념을 처음 도입하였다. 그들은 부채헤징크레딧이 자산과 부채의 공분산, 기금의 적립 비율과는 양의 상관관계를 보이고 사용자의 위험 감내도와는 음의 상관관계를 보이기 때문에 기금별 최적화의 중요성을 강조하였다. 이후 Amenc, Matellini, Goltz, and Milhu(2010)는 LDI전략을 수익추구 포트폴리오와 부채매칭 포트폴리오의 조합으로 인식하고 이를 최적화하는 방법을 이론적으로 제시하였다. 그들은 수익추구 포트폴리오는 사프지수와, 부채매칭 포트폴리오는 부채헤지 정도, 사용자의 위험회피 성향과 관계가 있기 때문에 LDI 포트폴리오가 기금마다 차이가 있다고 주장하였다.

다음으로 RP전략에 관한 연구는 2005년에 전통적(동일비중) RP전략이 정립되면서 시작되었는데, 이는 위험예산(Risk Budget) 개념을 도입하여 적극적으로 리스크를 배분하는 방식이라고 볼 수 있다. 이후 최근에는 전통적 RP전략을 개선한 다양한 RP전략들이 소개되고 있다. 대표적으로 Lopez de Prado(2016)는 상관관계가 유사한 자산들을 군집화(clustering)하는 RP방법인 “계층적 RP전략”을 제안하였고 실증분석 결과 기존의 MVP전략, 전통적 RP전략보다 변동성 관리효과가 우수한 것으로 나타났다. 한편 Peters(2009)는 변동성이 시장상황에 따라 변한다는 점에 착안하여 1990~2008년까지의 미국주식시장을 VIX(Volatility Index)로 고변동성국면과 저변동성국면으로 나누어 적용하는 “국면전환 RP전략”을 제안하였다. 분석결과 기존의 주식 60%, 채권 40%에 투자하는 포트폴리오보다 2배 높은 샤프지수의 성과를 보였다. 이외에 Raffinot(2018)는 Lopez de Prado(2016)의 군집화방법이 전통적 RP방식 보다 특정 투자 종목의 비중이 높아질 수 있는 문제점을 지적하고, 이에 대한 대안으로 “계층적 동일위험배분 포트폴리오(Hierarchical Equal Risk Contribution Portfolio; HERC)전략”을 제시하였으며 특히, 금리 상승구간(샤프지수 증가구간)에서 비교 포트폴리오보다 상대적으로 성과가 뛰어남을 밝혔다.

마지막으로 다양한 유형의 RP전략이 LDI전략으로 활용되고 있다. 관련 연구로는 Peters(2011), Qian(2012), 성주호·정도영(2015) 등을 언급할 수 있다. 먼저 Peters(2011)는 수익을 추구하고 부채를 헤지하는 균형적인 LDI 투자방법으로 RP전략을 활용하였다. 이는 고변동성국면에서는 채권비중이 높아지고 저변동성국면에서는 채권비중이 낮아지는 RP 전략으로써 기존의 연구(Peters 2009)에 LDI를 접목한 시도였다. Qian(2012)은 적립부족 확률을 낮추고 위험조정 잉여금증가율을 극대화하는 전략으로 레버리지(leverage)를 활용한 RP전략을 LDI전략으로 제안하였다. 한편 성주호·정도영(2015)은 국내 DB퇴직연금제도에 LDI방법으로 잉여금을 대상으로 전통적 RP전략을 적용하였다. 실증분석결과 LDI전략 포트폴리오는 평균 100% 이상의 안정적인 적립비율을 보였으며, 전 구간에서 최소적립비율인 80% 이상을 유지하였다. 특히 RP전략이 적용된 수익추구 포트폴리오 비중이 높아질수록 적립비율의 변동성은 증가하나 평균 적립비율은 향상될 수 있음을 확인하였다.

이를 종합해보면, LDI의 한 분야로 RP를 활용한 다양한 방법론들이 제시되고 있음을 알 수 있다.

III. 자산배분전략 실증분석

1. 분석개요

실증분석은 전통적 잉여금리스크 중심 포트폴리오전략(MVP전략, MDP전략, 총 2개), 잉여금 리스크패리티 중심 포트폴리오전략(전통적 RP전략, 계층적 RP전략, 국면전환 RP 전략, 총 3개)을 잉여금증가율 및 변동성 그리고 적립비율 개선 등의 관점에서 비교한다. 분석대상 자산은 선진국주식, 신흥국주식, 국내주식, 글로벌투자등급채권(이하, '투자등급채권'이라 함), 글로벌하이일드채권(이하, '하이일드채권'이라 함), 국내채권 6종으로 한정하였고, 대상 기간은 2005년부터 2019년까지 총 15년으로 고려하였으며, 국내기금투자자를 가정하여 원화환산지수로 실증분석을 실시하였다.

분석을 위해 먼저 부채 성장모형, 자산 성장모형, 잉여금 성장모형을 가정하고 이를 전술한 5개 자산운용전략에 적용하여 전략별 차별적 특성들을 비교하였다.

2. 분석 모형

가. 연기금 부채/자산/잉여금 성장모형

1) 부채성장모형

퇴직급여부채는 국제회계기준의 예측단위적립방식에 의해 산출되는 예측급여채무(Projected Benefit Obligation; PBO)로 한다. 각 회계연도 PBO는 아래 식(1)에 의해 산출된다. 이하 각 변수의 아래첨자 0은 회계연도 초 그리고 첨자 1은 회계연도 말을 의미한다.

$$L_0(t) = \sum_x l_0(t : x) \times PBO_0(t : x) \quad (1)$$

$$PBO_0(t : x) = \sum_{k=0}^{\infty} v_k^{k+\frac{1}{2}} \times {}_k p_x \times q_{x+k} \times \left[\frac{B_{x+k} + B_{x+k+1}}{2} \right]$$

여기서

$L_0(t)$: t 회계연도 초 퇴직급여부채(단, $L_1(t-1) = L_0(t)$)

$l_0(t : x)$: t 회계연도 초 x 세 근로자의 가입자의 수

$PBO_0(t : x)$: t 회계연도 초 x 세 근로자의 PBO

$v_k (= \frac{1}{1+i_k})$: 할인요소(i_k 는 k 기간에 적용되는 국고채 10년 시장수익률)

${}_k p_x$: x 세의 근로자가 k 년 동안 재직할 확률

q_{x+k} : $x+k$ 세 근로자가 1년 이내에 탈퇴할 확률(단, 탈퇴는 기증 발생함)

B_{x+k} : $x+k$ 시점에서의 약정된 퇴직급여(예상임금상승률 반영됨)

예상임금상승률은 통계청에서 발표하는 협약임금상승률 그리고 사망률과 퇴직률은 보험개발원(2015)에서 발표된 제8회 생명표의 표준퇴직률 및 표준사망률을 사용하였으며 정상퇴직연령은 60세이다. 2005년 제도 시행 당시 가입자별 연령, 근무연수 및 임금은 아래 <Table 1>과 같고 논의의 편의상 신규 입사자는 없는 것으로 가정한다.

〈Table 1〉 Age, Service year and Salary Amount⁶⁾

Age	28	33	38	43
Active Members	1	1	1	1
Service year	0	5	10	15
Wage(KRW)	2,500,000	3,000,000	3,500,000	4,000,000

위의 가정을 통해 산출된 회계연도 초에 확정되는 PBO 및 증가율 그리고 표준부담금 (Normal Cost; NC)의 산출결과는 아래 〈Table 2〉와 같다.

〈Table 2〉 PBO and NC

(Unit: %, KRW)

Year	Discount Rate	Wage growth Rate	PBO	Liability Growth Rate	NC
2005	3.81	5.20	124,828,581	-3.95	11,544,295
2006	5.61	4.70	119,902,041	22.50	12,061,159
2007	5.04	4.80	146,877,837	9.14	13,434,643
2008	5.69	4.80	160,300,279	28.88	13,328,456
2009	4.24	4.90	206,587,580	-17.47	16,012,934
2010	5.39	1.70	170,503,952	45.38	11,811,640
2011	4.51	4.80	247,870,333	20.46	16,515,296
2012	3.78	5.10	298,592,816	13.11	18,790,763
2013	3.16	4.70	337,740,455	-0.48	19,993,532
2014	3.59	3.50	336,103,799	20.37	18,402,560
2015	2.61	4.10	404,584,768	9.89	21,210,502
2016	2.09	3.70	444,581,279	5.98	22,050,774
2017	2.09	3.30	471,158,138	7.38	22,016,888
2018	2.47	3.60	505,944,004	13.50	22,286,164
2019	1.96	4.20	574,249,565	7.71	24,295,240
2020	1.67	3.90	618,544,191		

Notes: 1) The 10 year KTB(Korea Treasury Bond) yield is used for discount rate considering expected service life in the model. Agreed wage growth rate at the company over 100 employees from Korea Statistical Information Services used for wage growth rate.

2) Projected Benefit Obligation(PBO) and Normal Cost(NC) are measured with K-IFRS.

6) 연령별 균등인구(uniform population)가정은 LDI효용성을 검증하는 대표적인 벤치마크 구조이다(성주호·정도영 2015).

2) 자산성장모형

DB적립금은 아래 재귀식(2)에 의해 성장한다고 가정한다.

$$A_1(t) = [1 + r_p(t)] \times [A_0(t) + C_0(t)] - B_1(t) \quad (2)$$

여기서,

$A_0(t)$: t 회계연도 초 적립자산(단, $A_1(t-1) = A_0(t)$)

$A_1(t)$: t 회계연도 말 적립자산

$C_0(t)$: t 회계연도 초 납입된 표준부담금(NC)

$B_1(t)$: t 회계연도 말 퇴직급여 지급액

$r_p(t)$: t 회계연도 기간의 투자수익률

투자포트폴리오는 선진국주식, 신흥국주식, 국내주식, 투자등급채권, 하이일드채권, 국내채권의 총 6종 자산으로 구성한다(아래 <Table 3> 참조). 여기서 기대수익률과 변동성(표준편차)은 부채성장모형 가정의 기간과 동일한 2005~2019년까지의 경험수익률의 원화가치로 산정하였다. 또 실증분석의 대상이 되는 전략들의 LDI적 특징을 확인하기 위한 기초자료로 개별자산과 부채의 증가율 상관관계를 구하면 <Table 4>와 같다.

<Table 3> Empirical Investment Returns

(Unit: %)

	Index	Return	Volatility
Developed Equity(DE)	MSCI World USD Index	6.18	12.13
Emerging Equity(EI)	MSCI Emerging Market Index	8.33	24.53
Korea Equity(KE)	KOSPI Index	8.88	24.59
Investment Grade Bond(IGB)	Barclays Global Aggregate Index	4.39	11.55
High Yield Bond(HYB)	Barclays Global High Yield Index	8.54	12.30
Korea Bond(KB)	KIS Composite Index	4.43	2.61

〈Table 4〉 Correlation of Assets and Liability

	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB	Liability
DE	1.00						
EE	0.68	1.00					
KE	0.57	0.90	1.00				
IGB	-0.56	-0.47	-0.57	1.00			
HYB	0.51	0.68	0.50	-0.14	1.00		
KB	-0.44	-0.23	-0.29	0.61	0.09	1.00	
Liability	-0.52	-0.56	-0.55	-0.37	-0.50	0.47	1.00

다음으로 〈Table 3〉의 기대수익률을 식(2)의 자산성장모형에 대입하여 투자대상별 퇴직급여자산 증가율을 구하면 아래 〈Table 5〉와 같다.

〈Table 5〉 Asset Growth Rates

(Unit: %)

	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
Average	13.21	14.48	14.64	11.18	14.55	10.98
Volatility	13.17	27.14	27.51	12.89	13.89	3.31

3) 잉여금모형

본 연구에서는 잉여금을 퇴직급여자산과 퇴직급여부채의 차이로 정의하였으며, 상기 식(1), (2)에 의해 잉여금은 아래 식(3)과 같다.

$$S_0(t) = A_0(t) - L_0(t) \quad (3)$$

한편 t 회계연도의 잉여금증가율($R_S(t)$)는 아래 식(4)와 같이 성주호·정도영(2015)의 정의를 채택한다.

$$R_S(t) \equiv \frac{A_1(t) - A_0(t)}{A_0(t)} - \frac{L_1(t) - L_0(t)}{L_0(t)} = R_A(t) - R_L(t) \quad (4)$$

$$R_A(t) = \sum_{i=1}^n R_i(t) \times w_i$$

여기서 $R_A(t)$ 는 n 개의 투자자산으로 구성된 포트폴리오의 연간 투자수익률을 의미한다(개별자산의 투자수익률은 $R_i(t)$, 투자비중은 w_i 이다).

기대잉여금증가율 $E[R_S(t)]$ 및 변동성 $\sigma^2[R_S(t)]$ 은 아래 식(5)와 같다.

$$\begin{aligned} E[R_S(t)] &= E[R_A(t)] - E[R_L(t)] = \sum_{i=1}^n E[R_i(t)]w_i - E[R_L(t)] \quad (5) \\ \sigma^2[R_S(t)] &= \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2(t) + \sigma_L^2(t) + 2 \left[\sum_{i < j} w_i w_j \sigma_{ij}(t) - \sum_i w_i \sigma_{iL}(t) \right] \end{aligned}$$

여기서,

$E[R_A(t)]$: 기대적립자산 증가율

$E[R_L(t)]$: 기대퇴직급여부채 증가율

$E[R_i(t)]$: i 투자자산 증가율

$\sigma_i^2(t)$: i 투자자산 증가율의 분산

$\sigma_L^2(t)$: 퇴직급여부채 증가율의 분산

$\sigma_{ij}(t)$: i 자산과 j 자산 증가율의 공분산

$\sigma_{iL}(t)$: i 자산과 퇴직급여부채 증가율의 공분산

다음으로 위험조정 잉여금리스크(Risk Adjusted Surplus Risk; RASR)를 아래 식(6)과 같이 정의한다(Cheong and Sung 2018 참조).

$$RASR(t) = \frac{E[R_S(t)]}{\sigma[R_S(t)]} \quad (6)$$

이를 2005~2019년의 경험 자료로 정리⁷⁾하면 아래 <Table 6>와 같다.

7) 자산별 기대 잉여금증가율은 연도별 잉여금증가율의 평균으로, 기대 잉여금변동성은 연도별 잉여금증가율의 표준편차로 구한다.

〈Table 6〉 Surplus Growth Rate and RASR

(Unit: %)

	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
Average	1.05	2.32	2.48	-0.98	2.39	-1.18
Volatility	24.33	37.40	37.62	15.53	24.74	13.44
RASR ⁸⁾	4.33	6.20	6.59	-0.15	9.67	-0.16

마지막으로 LDI포트폴리오를 구성하기 위해서는 개별투자자산을 부채매칭성향(Liability Matching)과 수익추구성향(Return Seeking)의 자산으로 구분해야 하는데 부채매칭성향은 기대 잉여금변동성으로, 수익추구성향은 RASR로 확인할 수 있다. 이를 〈Table 6〉에 적용해보면 국내채권, 투자등급채권은 부채매칭성향의 자산으로, 하이일드채권, 국내주식, 신흥국주식, 선진국주식은 수익추구성향의 자산으로 분류할 수 있다.⁹⁾

나. 잉여금 리스크관리전략

실증분석 대상이 되는 잉여금 리스크관리전략은 전통적 잉여금리스크 중심 포트폴리오 전략 2개, 잉여금 리스크패리티(RP) 중심 포트폴리오전략 3개로 총 5개이다. 전통적 잉여금리스크 중심 포트폴리오전략은 MVP전략, MDP전략으로 구분하였고,¹⁰⁾ 잉여금 리스크패리티 중심 포트폴리오(RP)전략은 전통적 RP전략, 계층적 RP전략, 국면전환 RP전략으로 나누었다.

1) MVP전략

MVP전략은 포트폴리오의 잉여금리스크(변동성)를 최소화하는 전략으로 아래 식(7)을 만족하는 포트폴리오이다.

8) 본 연구에서는 $E[R_S(t)]$ 가 음의 값을 갖는 경우에는 수정샤프지수와 같은 방식인 $E[R_S(t)] \times \sigma[R_S(t)]$ 로 계산한다.

9) 투자자산 성향을 분류하는 것은 연기금에 대한 기업의 투자성향에 따라 차별적, 선별적으로 분류할 수 있다. 왜냐하면 LDI에 대한 명확한 정의가 없는 관계로 해당 연기금에 대한 사용자의 주관적 판단에 의존하는 성향이 강하기 때문이다.

10) 평균분산모형을 이용하는 전통적인 리스크중심 포트폴리오전략에서는 코너해(corner solution)문제를 해소하기 위해서 최소종목수(3개 이상), 편입 시 종목최소비중율(1% 이상) 설정하였다.

최소화:

$$\sigma^2[R_S(t)] = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2(t) + \sigma_L^2(t) + 2[\sum_{i < j} w_i w_j \sigma_{ij}(t) - \sum_i w_i \sigma_{iL}(t)] \quad (7)$$

제약조건: $\sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i > 0$

MVP전략의 자산배분은 선진국주식 1.00%, 투자등급채권 25.81%, 국내채권 73.19%로 나타났으며 이는 전통적인 부채매칭전략으로 판단된다.

2) MDP전략

MDP는 Yves and Yves(2008)에 의해 소개된 분산비율 즉, 포트폴리오 잉여금변동성 $\sigma[R_S(t)]$ 에 대한 각 i 자산 잉여금변동성 $\sigma_i[R_S(t)]$ 의 가중합 비율인 $D[R_S(t)]$ 를 최대화(most-diversified)하는 전략으로써 식(8)을 만족하는 포트폴리오이다.

최대화:

$$D[R_S(t)] = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_i[R_S(t)] w_i}{\sigma[R_S(t)]} \quad (8)$$

제약조건: $\sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i > 0$

MDP전략의 자산배분은 선진국주식 9.55%, 국내주식 23.89%, 투자등급채권 66.56%로 나타났다.

3) 전통적 RP전략(Classic RP, RP)

전통적 RP전략은 포트폴리오 개별자산 간의 잉여금변동성을 동일하게 배분하는 방법이다. 이는 잉여금한계리스크량 SMRC(Surplus Marginal Risk Contribution)를 구한 후,

총 잉여금리스크량 STRC(Surplus Total Risk Contribution)가 개별자산별로 동일하게 되는 투자비중의 포트폴리오를 의미한다. 여기서 SMRC는 각 투자자산 비중의 변화에 대한 포트폴리오의 잉여금변동으로 측정된다. 이 때 i 투자자산의 기대잉여금증가율을 $E_i[R_S(t)]$, 비중을 w_i , 잉여금변동성을 $\sigma_i[R_S(t)]$, i 투자자산과 j 투자자산 간의 기대잉여금증가율의 공분산을 $cov[E_i[R_S(t)], E_j[R_S(t)]]$, 포트폴리오의 잉여금변동성을 $\sigma[R_S(t)]$ ¹¹⁾이라고 가정하면 SMRC는 아래 식(9)로 정의된다.

$$SMRC_i(t) = \frac{\partial \sigma[R_S(t)]}{\partial w_i} = \frac{w_i \sigma_i^2[R_S(t)] + \sum_{i \neq j} w_j cov[E_i[R_S(t)], E_j[R_S(t)]]}{\sigma[R_S(t)]} \quad (9)$$

STRC는 투자자산별 SMRC에 각 투자비중을 곱한 값으로 아래 식(10)으로 나타낼 수 있다.

$$STRC_i(t) = \frac{\partial \sigma[R_S(t)]}{\partial w_i} \times w_i = SMRC_i(t) \times w_i \quad (10)$$

한편 포트폴리오 잉여금변동성 $\sigma[R_S(t)]$ 는 오일러의 정리(Euler's theorem)¹²⁾에 따라 $STRC_i(t)$ 들의 합으로 나타낼 수 있는데, 이는 전통적 RP전략과 개별 STRC값을 동일하게 하는 비중의 포트폴리오가 같음을 의미한다.

따라서 전통적 RP전략의 자산배분은 선진국주식 14.17%, 신흥국주식 9.18%, 국내주식 9.56%, 투자등급채권 29.82%, 하이일드채권 13.25%, 국내채권 24.02%로 된다.

4) 계층적 RP전략(Hierarchical RP, HRP)

계층적 RP전략은 Lopez de Prado(2016)에 의해 소개된 계층적군집화¹³⁾를 활용한 자

11) $\sigma[R_S(t)] = \sqrt{\sum_i w_i^2 \sigma_i^2[E_i[R_S(t)]] + \sum_{i < j} 2w_i w_j cov[E_i[R_S(t)], E_j[R_S(t)]]}$

12) 수리적 모형은 Maillard *et al.*(2010) 참조하기 바란다.

13) 계층적군집화(hierarchical clustering)는 개체의 유사도(본 연구에서는 상관계수를 사용)를 중심으로 군집을 분류하는 방식으로 사전에 군집의 수를 정하지 않고 순차적으로 가까운 거리순으로 분류해 나가는 방법이다.

산배분 방법이다. Lopez de Prado(2016)는 MVP와 같은 평균분산방식에 기반을 둔 전통적인 자산배분방식은 내표본(In-Sample)을 기반으로 예측하기 때문에 외표본(Out-of-Sampe)에서는 예측의 오차가 발생하여 성과가 부진하다고 하였다. 이에 대한 대안으로 계층적으로 RP를 활용하는 계층적 RP전략을 소개하였다. 이는 3단계로 나누어서 수행되는데, 1단계에서는 자산의 상관계수를 기초로 거리(distance)를 구한 다음, 2단계에서는 거리를 중심으로 자산들을 묶어 계층화한다. 3단계에서는 순차적 역변동성 RP(naive risk parity)방식¹⁴⁾으로 자산의 최종비중을 결정한다. 구체적으로 자산별 잉여금증가율로 이를 수행해보면 다음과 같다.

1단계에서는 각 자산 간의 잉여금 상관계수를 구하고(아래 <Table 7> 참조), 이를 계층적군집화를 위한 유클리드 거리(아래 <Table 8> 참조)로 전환한다.

<Table 7> Surplus Correlation

	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
DE	1.00					
EE	0.86	1.00				
KE	0.82	0.95	1.00			
IGB	0.40	0.35	0.28	1.00		
HYB	0.85	0.86	0.78	0.58	1.00	
KB	0.84	0.79	0.77	0.71	0.90	1.00

<Table 8> Euclidean Distance¹⁵⁾

	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
DE	0.00					
EE	0.27	0.00				
KE	0.30	0.17	0.00			
IGB	0.55	0.57	0.60	0.00		
HYB	0.27	0.26	0.33	0.46	0.00	
KB	0.28	0.33	0.34	0.38	0.23	0.00

14) 역변동성 RP(naive risk parity) 방식은 자산의 변동성에 반비례하여 자산을 배분하는 기본적인 RP 방식이다.

15) 자산 간의 유클리드 거리는 $d[X_1, Y_1] = \sqrt{\frac{1}{2}(1 - \rho_{ij})}$ 의 산식으로 구한다. 예를 들어 신흥

2단계에서는 1단계에서 구한 자산 간의 유클리드거리를 바탕으로 계층적군집화(hierarchical clustering)를 상향식(bottom-up)으로 실행한다. 상기 <Table 8>에서 보면 자산 간의 가장 가까운 거리는 0.17인 신흥국주식-국내주식(그룹6)이고 다음으로 0.23인 하이일드채권-국내채권(그룹7)이다. 다음으로 가까운 거리는 그룹6과 그룹7 사이의 거리로 0.26¹⁶⁾이며 이는 그룹8을 형성한다. 이렇게 반복적으로 가까운 거리의 그룹을 찾아서 계층화하면 아래 <Table 9>와 같다.

<Table 9> Hierarchical Clustering

Group ID ¹⁷⁾ (Euclidean Distance)	10 (0.38)					
	9 (0.27)					
	8 (0.26)					
	6 (0.17)		7 (0.23)			
	3	0	1	2	4	5
	IGB	DE	EE	KE	HYB	KB

3단계에서는 2단계의 계층적군집화 결과(투자등급채권-선진국주식-신흥국주식-국내주식-하이일드채권-국내채권)를 하향식(top-down)으로 이분할¹⁸⁾하여 개별자산의 비중을 정한다. 이때 비중은 전통적 RP전략의 개별 SMRC 결과를 기초로 계산한다. <Table 10>은

국주식과 선진국주식의 유클리드 거리는 $0.27 (= \sqrt{\frac{1}{2}(1-0.86)})$ 이다. 수리적 모형은 Lopez de Prado(2016)를 참조하기 바란다.

- 16) Lopez de Prado(2016)는 그룹의 거리를 측정하는 방법으로 요소의 최단거리방법을 활용하였다. 본문에서 0.26은 그룹6과 그룹7의 요소 간 거리 중 최단거리인 신흥국주식-하이일드채권의 거리이다(요소간의 거리: 신흥국주식-하이일드채권(0.26), 신흥국주식-국내채권(0.33), 국내주식-하이일드채권(0.33), 국내주식-국내채권(0.34)).

이외 그룹의 거리를 측정하는 방법으로는 최장거리방법(0.33=신흥국주식-국내채권), 평균거리방법($0.32 = \frac{0.26 + 0.33 + 0.33 + 0.34}{4}$) 등이 있다.

- 17) 그룹ID는 자산 및 그룹을 나타내는 고유번호로 0으로 시작하여 증가하는 양의 정수이다. 최초, 개별자산에 임의의 ID를 부여하고(부여순서와 무관하게 군집화결과는 동일), 그룹화를 거치면서 그룹ID로 변경된다. 군집화된 결과는 단계마다 그룹ID 오름차순으로 정렬되고, 이를 반복적으로 수행하여 계층적군집화를 완성한다.
- 18) 본 연구에서는 계층적군집화 결과순으로 자산을 2개의 그룹으로 나누었으며 순서는 다음과 같다. ① [투자등급채권, 선진국주식, 신흥국주식, 국내주식, 하이일드채권, 국내채권] → ② [[투자등급채권, 선진국주식, 신흥국주식], [국내주식, 하이일드채권, 국내채권]] → ③ [[[투자등급채권], [선진국주식, 신흥국주식]], [[국내주식], [하이일드채권, 국내채권]]] 순으로 진행한다(세부 방법론은 Lopez de Prado 2016 참조).

첫 번째 계층의 비중을 계산하는 과정이다. 세부적으로 계층의 비중은 두 번의 역변동성 RP 방식으로 계산되는데, 먼저 하위그룹 내 개별자산(예, A그룹 내 투자등급채권, 선진국주식, 신흥국주식) 간의 비중을 구하고, 다음으로 그룹 간(그룹A와 그룹B)의 비중을 역변동성 RP 방식으로 구한다.¹⁹⁾ 이를 반복적으로 수행하여 전체 계층 및 개별자산의 비중을 구하면 아래 <Table 11>과 같다.

<Table 10> Example for Calculating Weights of Cluster1

Bisection Group		A			B		
		IGB	DE	EE	KE	HYB	KB
(Asset) Reverse Volatility RP①	SMRC ²	2.41%	5.92%	13.99%	14.15%	6.12%	1.81%
	1/SMRC ²	41.44	16.90	7.15	7.06	16.34	55.33
	Weight	63.28%	25.80%	10.92%	8.97%	20.76%	70.27%
	Sum	100%			100%		
(Group) Reverse Volatility RP②	Variance	2.74%			2.90%		
	1/Variance	36.45			34.46		
	Weight	51.40%			48.60%		
	Sum	100%					

Note: SMRC is the result of “Classic RP”.

<Table 11> Group and Asset Weight

	IGB	DE	EE	KE	HYB	KB
Cluster0	100.00%					
Cluster1	51.40%			48.60%		
Cluster2	38.79%	12.61%		7.16%	41.44%	
Cluster3		8.86%	3.75%		9.45%	31.99%
Asset	38.79%	8.86%	3.75%	7.16%	9.45%	31.99%

계층적 RP전략의 자산배분은 투자등급채권 38.79%, 선진국주식 8.86%, 신흥국주식 3.75%, 국내주식 7.16%, 하이일드채권 9.45%, 국내채권 31.99%로 구성된다.

19) 역변동성 RP는 포트폴리오 내 개별자산의 “1/분산”의 비중에만 투자하는 포트폴리오이다.

A그룹의 경우 투자등급채권이 비중은 $63.28\% (= \frac{41.44}{41.44 + 16.90 + 7.15})$ 으로 구할 수 있다.

5) 국면전환 RP전략(Regime switching RP, RRP)

국면전환 RP전략은 자산의 변동성에 따라 국면(regime)을 정의하고 국면별로 다른 RP 전략을 적용하는 방법으로, 국면의 구분은 Peters(2011)의 VIX를 활용한 구분방법²⁰⁾을 적용하여 아래 <Table 12>와 같이 정의하였다.

<Table 12> Yearly Regime

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
VIX	13	18	32	32	24	24	18
Regime	Low	Low	High	High	High	High	Low
	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
VIX	15	15	18	15	11	17	15
Regime	Low	Low	Low	Low	Low	Low	Low

Note: The Regime is divided into high-volatility and low-volatility based on VIX 20.

국면에 적합한 RP전략을 매칭하기 위해서 잉여금의 기초가 되는 부채증가율과 자산증가율을 중심으로 국면별 특징을 확인해 보면 다음과 같다.

먼저 부채증가율을 살펴보면(아래 <Table 13> 참조), 저변동성국면에서는 평균 부채증가율이 9.56%로 전체구간 평균증가율(12.16%)에 못 미치는데, 이는 부채증가율과 음의 상관관계를 갖는 할인율 감소가 고변동국면 대비 작고 양의 상관관계를 갖는 임금상승률의 증감이 음수로 나타나기 때문이다. 반대로, 고변동성국면에서 평균 부채증가율은 19.31%로 전체구간 평균증가율보다 높는데, 이는 저변동성국면 대비 상대적으로 할인율 감소가 크며, 임금상승률의 증감이 양수로 나타나기 때문이다.

20) Peters(2011)는 프랙탈시장이론(fractal market hypothesis)기반의 변동성을 활용한 국면구분 방법을 사용하였다. 프랙탈시장이론에 따르면 다양한 시장 참여자의 기대가 균형을 이루는 시기(예: 장기금리 상승전망, 장기금리 하락전망이 균형을 이루는 시기)에는 시장의 변동성은 안정적이지만, 전망의 불확실성이 증가하여 균형이 이루어지지 않는 시기에는 변동성이 커진다고 하였다. Peters는 실증분석(1995~2009) 결과, 이 기준을 VIX 20(연간평균)으로 추정하였으며, 기준에 따라서 자산과 부채의 성장률을 비교한 결과, 고변동성국면(high-volatility regime, $VIX \geq 20$)에서는 부채의 증가율이 자산의 증가율보다 높았고, 저변동성국면(low-volatility regime, $VIX < 20$)에서는 부채의 증가율이 자산의 증가율 보다 낮았다. 본 연구에서는 이를 국면판단 기준으로 적용하였다(VIX의 산출방식은 <Appendix A> 참조).

〈Table 13〉 Changes of Liability, Discount Rate, and Wage Growth Rate

(Unit: %)

Year	Regime	Liability Growth	Discount		Wage Growth	
		Rate	Rate	% Chg	Rate	% Chg
2005	Low	-3.95	5.61	47.24	4.70	-9.62
2006	Low	22.50	5.04	-10.16	4.80	2.13
2007	Low	9.14	5.69	12.90	4.80	0.00
2008	High	28.88	4.24	-25.48	4.90	2.08
2009	High	-17.47	5.39	27.12	1.70	-65.31
2010	High	45.38	4.51	-16.33	4.80	182.35
2011	High	20.46	3.78	-16.19	5.10	6.25
2012	Low	13.11	3.16	-16.40	4.70	-7.84
2013	Low	-0.48	3.59	13.45	3.50	-25.53
2014	Low	20.37	2.61	-27.34	4.10	17.14
2015	Low	9.89	2.09	-19.96	3.70	-9.76
2016	Low	5.98	2.09	0.34	3.30	-10.81
2017	Low	7.38	2.47	17.93	3.60	9.09
2018	Low	13.50	1.96	-20.71	4.20	16.67
2019	Low	7.7	1.67	-14.52	3.90	-7.14
Regime Average	Total	12.16		-3.21		6.65
	Low	9.56		-1.57		-2.33
	High	19.31		-7.72		31.35

다음으로 국면별 자산증가율은 아래 〈Table 14〉와 같이 나타난다. 저변동성국면에서는 선진국주식, 신흥국주식, 국내주식과 같은 주식형 자산의 증가율이 채권형자산의 증가율보다 높고, 고변동성국면에서는 투자등급채권, 하이일드채권, 국내채권과 같은 채권형 자산의 증가율이 주식형자산의 증가율보다 높다는 것을 알 수 있다.

〈Table 14〉 Asset Growth Rate in Regime

(Unit: %)

Year	Regime	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
2005	Low	13.71	37.75	68.20	0.97	9.50	9.97
2006	Low	17.80	27.25	9.97	7.55	13.89	15.17
2007	Low	16.40	45.74	39.95	21.07	12.75	11.59
2008	High	-16.67	-36.14	-38.28	52.56	5.94	18.46
2009	High	28.93	73.94	61.67	5.14	59.99	12.33

2010	High	11.96	16.32	26.35	6.68	15.48	12.79
2011	High	1.22	-15.28	-7.37	14.48	10.61	12.09
2012	Low	13.48	12.73	14.83	2.58	16.61	12.53
2013	Low	31.44	-1.56	5.36	1.85	10.59	8.38
2014	Low	12.77	4.04	-0.92	10.49	8.06	12.09
2015	Low	9.26	-6.76	7.19	9.21	7.92	9.73
2016	Low	13.99	18.42	8.02	10.89	22.26	6.82
2017	Low	11.19	24.98	26.88	-0.14	0.98	5.30
2018	Low	-2.89	-9.63	-14.51	8.08	3.15	9.37
2019	Low	35.60	25.37	12.28	16.25	20.53	8.11
Regime Average	Total	13.21	14.48	14.64	11.18	14.55	10.98
	Low	15.71	16.21	16.11	8.07	11.48	9.92
	High	6.36	9.71	10.59	19.71	23.01	13.92

따라서 저변동성국면에서는 상대적으로 부채증가율이 낮고 주식형자산의 증가율이 높으므로 수익추구자산 비중이 높은 전통적 RP전략(수익추구 포트폴리오)을, 반대로 고변동성국면에서는 부채증가율이 평균보다 높으므로 RP전략 중 부채매칭자산 비중이 높은 계층적 RP전략(부채매칭 포트폴리오)을 적용하여 국면전환 RP전략을 구성한다.

마지막으로 앞서 정의한 5가지의 잉여금 관리 최적화 모형의 자산배분 결과를 요약하면 아래 <Table 15>와 같다.

<Table 15> Asset Allocation of Models

		(Unit: %)					
	Strategy	DE	EE	KE	IGB	HYB	KB
Classic Risk Model	MVP	1.00	0.00	0.00	25.81	0.00	73.19
	MDP	9.56	0.00	23.89	0.00	66.56	0.00
Surplus RP Model	Classic RP (RP)	14.17	9.18	9.56	29.82	13.25	24.02
	Hierarchical RP (HRP)	8.86	3.75	7.16	38.79	9.45	31.99
	Regime switching RP (RRP)	Apply Classic RP to Low volatility regime and Hierarchical RP to High Volatility regime					

다. 분석결과

이번 절에서는 앞서 정의한 5가지 모형의 실증분석결과를 비교하고 국면전환 RP전략의 개선된 성과가 잉여금 관리에 기여할 수 있음을 내표본(In-Sample)과 외표본(Out-of-Sample)에서 확인한다.

1) 내표본(In-Sample) 분석결과

국면전환 RP전략의 효용성을 판단하기 위해서 내표본하에서 분석결과를 살펴보면 다음과 같다. 첫 번째로 기금의 수익성을 나타내는 잉여금증가율은 국면전환 RP전략이 다른 모형들 대비 높았다(아래 <Table 16> 참조).

<Table 16> Surplus Growth Rate of Models(In-Sample)²¹⁾

(Unit: %)

	Classic Risk Model		Surplus RP Model		
	MVP	MDP	RP	HRP	RRP
Average	-1.15	-0.44	-0.02	-0.46	0.08
Volatility	13.18	17.29	18.57	16.09	16.72
RASR	-0.15	-0.08	-0.00	-0.07	0.51

실증분석결과 MVP전략은 잉여금증가율의 변동성이 13.18%로 가장 낮게 나타났지만, 대부분 부채매칭성향을 가진 채권들로만 구성되어 있어 잉여금증가율 평균이 -1.15%로 가장 낮았다. MDP전략은 분산투자 효과를 극대화하기 위한 포트폴리오로 MVP전략 대비 주식형자산의 비중이 높았다. 이는 잉여금증가율 변동성과 평균이 MVP전략 대비 높아지는 결과를 보여주었다. 다음으로 전통적 RP전략은 개별자산의 변동성이 동일하게 모든 자산에 투자하기 때문에 잉여금증가율 변동성이 가장 높았지만, 전통적인 리스크중심 포트폴리오 전략들보다 높은 잉여금증가율 평균을 보였다. 계층적 RP전략은 상관관계와 변동성을 모두 고려한 자산배분으로 잉여금증가율 변동성과 평균이 MVP전략과 전통적 RP전략의 사이값을 나타냈다. 마지막으로 국면전환 RP전략은 저변동성국면에서는 수익추구

21) 모형별 Volatility(risk)와 Average(return) 관계는 <Appendix B>를 참조하기 바란다.

포트폴리오로, 고변동성국면에서는 부채매칭 포트폴리오로 변경되면서 유일하게 양의 잉여금증가율 평균을 나타냈으며, 위험조정성과인 RASR 역시 가장 높았다.

두 번째로 기금의 안정성을 나타내는 적립비율 관점에서도 국면전환 RP전략은 성과가 우수하였다(아래 <Table 17> 참조).

<Table 17> Yearly Funding Ratio of Models(In-Sample)

(Unit: %)

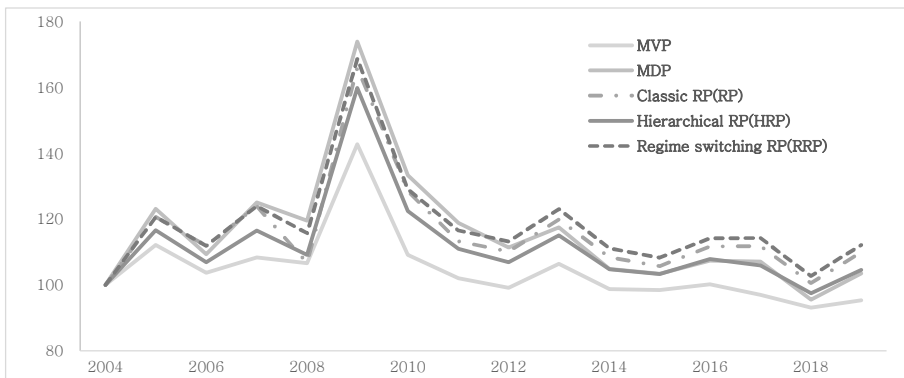
Year	Classic Risk Model		Surplus RP Model		
	MVP	MDP	RP	HRP	RRP
2004	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
2005	112.11	123.11	120.63	116.58	120.63
2006	103.63	109.31	111.82	106.85	111.82
2007	108.27	125.03	123.93	116.49	123.93
2008	106.58	119.54	106.65	109.17	115.68
2009	142.74	173.86	166.03	159.78	168.68
2010	109.14	133.31	128.44	122.46	129.00
2011	101.97	118.82	113.23	110.91	116.52
2012	99.09	111.36	110.12	106.84	113.16
2013	106.42	117.45	119.86	115.03	122.99
2014	98.70	104.89	108.35	104.75	111.07
2015	98.39	103.36	105.68	103.19	108.20
2016	100.17	107.36	111.63	107.84	114.17
2017	96.95	107.07	111.76	105.82	114.20
2018	93.01	95.47	100.52	97.44	102.64
2019	95.36	103.49	109.88	104.56	112.10
Average	104.84	116.89	116.57	112.51	118.99
Volatility	11.50	18.66	15.57	14.38	15.48

실증분석 결과 MVP전략은 적립비율 평균이 104.84%로 가장 낮았고, 적립부족구간(100% 미만)이 전체기간(15개년도)의 40%인 6개년도에 발생하였다. MDP전략은 전통적 RP전략과 적립비율 평균이 116% 수준으로 비슷하였지만, 적립비율 변동성은 MDP전략이 더 높았으며 1개년도(2018년)에서 적립부족구간이 나타났다. 계층적 RP전략은 전술한 잉여금증가율과 동일하게 적립비율 평균과 변동성이 MVP전략과 전통적 RP전략의 사이 값을 나타냈으며 1개년도(2018년)에서 적립부족구간을 보였다. 마지막으로 국면전환 RP 전략은 모든 모형 중 가장 높은 적립비율 평균을 보였고, 이는 MVP전략대비 14.1%p 높

은 수치이다. 또한 적립부족구간도 모두 해소되었다. 이러한 결과는 앞서 살펴본 잉여금증가율의 개선이 적립비율의 향상에도 영향을 미쳤기 때문이라 판단된다. 또 안정적인 적립비율의 추세를 확인하기 위해서 적립비율의 추이(아래 <Figure 1> 참조)를 모형별로 비교해보면, 국면전환 RP전략은 2004~2007년에는 수익추구 포트폴리오(전통적 RP전략)로 적립비율이 증가하다가 2008~2011년에 부채매칭 포트폴리오(계층적 RP전략)로 변경되면서 적립비율의 하락이 제한되었다. 2012년 이후에는 다시 저변동성 포트폴리오(전통적 RP전략)로 전환되면서 실증분석기간 동안 가장 높은 적립비율을 유지하였다.

<Figure 1> Comparison of Funding Ratio Trend(In-Sample)

(Unit: %)



이러한 국면전환 RP전략의 특징은 기간별 성과²²⁾를 통해서도 잘 드러난다. <Table 18>은 최근 3년, 5년, 10년, 15년(전체기간)의 성과를 비교한 결과이다.

<Table 18> Period Performance of Models(In-Sample)

(Unit: %)

			Classic Risk Model		Surplus RP Model		
			MVP	MDP	RP	HRP	RRP
Last 3 Years	Surplus	Average	-1.77	-0.87	0.06	-0.71	0.06
	Growth	Volatility	3.95	10.72	10.77	8.48	10.77
	Rate	RASR	-0.07	-0.09	0.58	-0.06	0.58
	Funding	Ratio(Avg)	94.96	95.57	97.06	95.74	97.06

22) 최적 분석기간에 대한 명확한 이론은 존재하지 않으나, 모형 적용의 보편성을 검토하기 위해서 분석하였다.

Last 5 Years	Surplus	Average	-0.81	0.00	0.75	0.21	0.75
	Growth	Volatility	3.23	7.95	8.28	6.57	8.28
	Rate	RASR	-0.03	0.03	9.04	3.13	9.04
	Funding	Ratio(Avg)	97.89	99.14	100.59	99.65	100.59
Last 10 Years	Surplus	Average	-3.30	-3.63	-2.71	-3.02	-2.62
	Growth	Volatility	11.19	12.37	12.79	12.12	12.90
	Rate	RASR	-0.37	-0.45	-0.35	-0.37	-0.34
	Funding	Ratio(Avg)	77.20	73.28	77.08	76.52	77.77
Total 15 Years	Surplus	Average	-1.15	-0.44	-0.02	-0.46	0.08
	Growth	Volatility	13.18	17.29	18.57	16.09	16.72
	Rate	RASR	-0.15	-0.08	0.00	-0.07	0.51
	Funding	Ratio(Avg)	104.84	116.57	116.89	112.51	118.99

분석결과 최근 3년과 5년은 국면의 변화가 없는 저변동성 기간으로 전통적인 RP전략과 국면전환 RP전략의 성과가 동일하였지만, 최근 10년에는 국면이 전환되는 기간을 포함하고 있어(고변동성 국면(2008~2011년)) 잉여금증가율과 적립비율측면에서 상대적으로 우수한 성과를 보였다. 이는 전체기간의 성과와 동일한 결과로, 국면전환 RP전략이 국면변화를 거치면서 성과가 개선됨을 알 수 있다.

2) 외표본(Out-of-Sample) 분석결과

외표본하에 실증분석은 <Table 2>의 PBO를 월별로 추정하여 실시하였다. 이는 DB사용자가 대상 전략들을 실제 투자에 적용 가능한 방법으로, 연금수리적 가정에 따른 부채의 평가주기(년)를 외표본 분석에 필요한 평가주기(월)로 전환하기 위해서 다음과 같이 가정하였다.

[가정1] PBO는 가입자 정년을 만기로 하는 채권의 포트폴리오 평가금액이다.

[가정2] 월별 퇴직급여부채($PBO_m(t)$)는 채권투자의 듀레이션에 따른 금리 민감도 분석방법을 적용하여 식(11)로 추정한다.

$$PBO_m(t) = PBO_1(t) \times (1 + (-\Delta r(t))) \times D_1(t) \quad (11)$$

23) 채권투자의 듀레이션을 반영한 금리민감도에 따른 가격변화는 $\Delta P = -MD \times \Delta r \times P$ 이다 (Fabozzi 2013 참고).

여기서,

$PBO_1(t)$: t 회계연도 말의 PBO

$\Delta r(t)$: t 회계연도 말의 PBO 할인율과 t 회계연도 m 월의 할인율 차이

$D_1(t)$: t 회계연도 말의 PBO 예상 듀레이션(가입자의 잔존정년 기간)

[가정3] 적립수준은 매년 완전적립수준(Funding Ratio 100%)을 가정한다.²⁴⁾

[가정4] 국면판단은 국면 예측의 효과를 확인하기 위해서 직전연도의 VIX를 활용하는 방법(P:Last Year)과 내표본의 결과를 적용한 방법(P:100%)을 비교한다.

이를 바탕으로 월별 잉여금증가율을 추정하여 외표본에서의 실증분석을 실시하였다. 실증분석의 결과(잉여금증가율과 적립비율)는 <Table 19>, <Table 20>과 같다.

<Table 19> Surplus Growth Rate of Models(Out-of-Sample)²⁵⁾

(Unit: %)

	Classic Risk Model		Surplus RP Model			
	MVP	MDP	RP	HRP	RRP	
					P:Last Year	P:100%
Average	-2.03	-1.24	-0.68	-1.07	-1.02	-0.71
Volatility	14.90	17.03	18.65	13.93 ²⁶⁾	14.61	14.49
RASR	-0.30	-0.21	-0.13	-0.15	-0.15	-0.10

<Table 20> Yearly Funding Ratio of Models(Out-of-Sample)

(Unit: %)

Year	Classic Risk Model		Surplus RP Model			
	MVP	MDP	RP	HRP	RRP	
					P:Last Year	P:100%
2005	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
2006	95.12	94.75	94.85	91.38	94.85	94.85
2007	101.92	108.81	104.96	97.17	104.96	104.96
2008	84.23	96.51	88.85	91.74	98.52	98.52

24) 월별 잉여금증가율 추정을 위한 가정으로 실증분석 적립비율에는 영향을 미치지 않는다.

25) 모형별 Average(return)과 Volatility(risk)의 관계는 <Appendix B>를 참조하기 바란다.

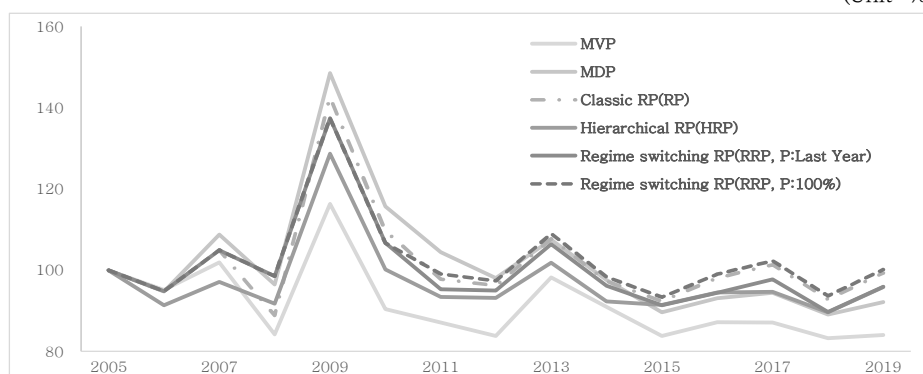
26) 계층적 RP전략의 변동성은 외표본 분석에서 MVP보다 낮게 나타나는데 이는 Lopez de Prado(2016)의 연구결과와 일치한다.

2009	116.38	148.56	142.67	128.69	137.45	137.45
2010	90.41	115.67	109.70	100.20	106.68	106.68
2011	87.13	104.49	97.84	93.44	95.30	99.10
2012	83.80	98.08	96.21	93.22	94.96	97.38
2013	98.19	107.50	107.75	101.84	106.44	108.99
2014	91.00	97.63	97.27	92.30	96.14	98.33
2015	83.82	89.69	92.39	91.43	91.37	93.34
2016	87.18	93.14	98.08	94.49	94.43	99.04
2017	87.14	94.47	101.35	94.63	97.74	102.30
2018	83.23	89.13	92.87	89.64	89.70	93.70
2019	84.06	92.19	99.31	95.88	95.95	100.16
Average	91.57	102.04	101.61	97.07	100.30	102.32
Volatility	9.30	14.90	12.69	9.46	11.45	10.70

〈Table 19〉에서 잉여금증가율의 결과는 내표본에서의 결과와 유사하였다. 국면전환 RP전략은 직전연도의 VIX를 활용하는 방법인 경우, 전통적인 RP 전략보다 위험조정성과가 다소 부진하게 나타났다. 하지만 내표본의 국면판단결과를 반영한 방법의 경우에는 내표본 분석과 동일하게 가장 높은 성과를 보였다. 또 평균적립비율 수준도 잉여금증가율 결과와 유사하게 나타났다(〈Table 20〉 참조). 즉, 내표본의 국면판단결과를 반영한 국면전환 RP전략의 평균적립비율이 가장 높게 나타났으며, 기간별 추이는 〈Figure 2〉에서와 같은 결과를 보였다. 이는 외표본에서의 국면전환 RP전략의 성과는 국면 예측에 따라 달라지기 때문에 정교한 국면 예측의 중요성을 시사하고 있다.

〈Figure 2〉 Comparison of Funding Ratio Trend(Out-of-Sample)

(Unit: %)



실증분석 결과를 종합해보면, 운용전략을 동적으로 변경하는 국면전환 RP전략이 내표본과 외표본에서 잉여금증가율과 적립비율 개선에 도움을 주고 있음을 알 수 있다.

IV. 요약 및 향후 과제

현재 국내 DB제도는 원리금 보장형 상품 중심의 운용으로 장기적으로 적립부족에 대한 문제를 내포하고 있다. 이를 개선하기 위해서 부채와 연계한 다양한 ALM전략이 필요하며 최근에는 기존의 부채매칭전략과 수익추구전략을 병행하는 LDI전략이 주목받고 있다.

본 논문에서는 잉여금 리스크패리티(Surplus Risk Parity)를 중심으로, DB제도에서 활용 가능한 자산배분전략을 실증분석하였다. 특히, 전통적 RP전략에 계층적 RP전략을 병행하는 국면전환 RP전략을 제시하였는데 이는 VIX를 기준으로 고변동성국면과 저변동성국면을 나누어 다른 RP전략을 적용하는 개념이다. 실증분석은 내표본과 외표본으로 구분하여 실시하였다. 먼저 내표본 분석결과 국면전환 RP전략은 MVP전략, MDP전략, 전통적 RP전략, 계층적 RP전략보다 높은 위험조정성과(RASR)를 보였고 유일한 양의 잉여금증가율 평균, 높은 적립비율을 보였다. 이는 국면전환 RP전략이 저변동성국면에서 수익추구 포트폴리오인 전통적 RP전략을, 고변동성국면에서는 부채매칭 포트폴리오인 계층적 RP전략을 적용하여 위험자산 상승기에는 이익에 참여하고 하락기에는 손실을 방어하기 때문이다. 외표본에서의 결과도 내표본의 결과와 유사하였다. 직전연도의 VIX를 활용한 국면판단 방법의 경우, 전통적 RP전략 보다 위험조정성과가 다소 부진하였지만, 내표본에서의 국면판단결과를 반영한 방법에서는 내표본과 동일한 결과를 보여 실무 적용 시에는 국면판단이 중요함을 확인하였다.

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 첫째, 외표본 검증 시 사용하였던 월별 부채추정방법의 가정이다. 본 연구에서는 월별부채를 추정하는 방법으로 채권포트폴리오의 듀레이션을 반영한 금리민감도 분석방법을 적용하였지만(외표본의 잉여금증가율 공분산과 내표본의 잉여금증가율 공분산이 통계적으로 다르지 않음을 확인하였다.²⁷⁾), 실무에 적용 시에는

27) 공분산의 동질성을 확인하는 Box's M Test 결과 내표본과 외표본의 공분산은 동일하였다

기금별 상황에 적합한 월별 부채추정 방법(개별 기금의 부채인덱스를 개발하여 적용하는 방법 등)을 활용할 수 있다. 둘째, 국면전환 RP전략에서 국면을 규정할 때, VIX를 단일로 사용하였다. 차후 연구에서는 Peters(2009)의 연구처럼 국면을 3개월 VIX, Credit Spread, 글로벌 통화정책, 글로벌 경제활동 등을 고려하여 구분한다면 보다 정교한 실증 분석의 방법이 될 것으로 예상된다. 또 본 연구에서는 국내자산과 해외자산을 동일한 기준으로 적용하였는데, 투자지역에 따라 다른 기준을 반영하는 방법의 최적화를 검토할 필요가 있다. 셋째로 연구의 결과를 실제 연금자산 운용에 적용할 때는 다음을 고려해야 한다. 본 연구는 6개 투자자산을 대상으로 5개 투자전략의 성과를 비교하였다. 연구 결과, 기간별 성과를 포함한 내표본, 외표본 분석에서 국면전환 RP전략의 성과가 우수함을 확인하였지만, 이는 절대적인 것은 아니며 투자자산, 투자기간 등에 따라서 달라질 수 있음을 유의해야 한다. 따라서 개별 기금의 운용조건을 포함한 IPS²⁸⁾를 기초로 종합적인 투자전략의 검토가 필요하다.

결론적으로 국면에 따라 부채매칭 포트폴리오와 수익추구 포트폴리오를 병행하는 국면전환 RP전략은 LDI분야에 활용성이 높을 것으로 판단되며, 향후 본 연구의 방법론 및 결과는 원리금 보장형 일변도의 투자문화변화와 다양한 LDI전략 확장에 기여할 것으로 기대된다.

($H_0 : \Sigma_{\text{내표본}} = \Sigma_{\text{외표본}}$, chi-square: 5.90908, df: 21, p-value: 0.2099).

28) IPS = Investment Policy Statement, 투자준칙

Appendices

Appendix A: VIX 계산식(Cboe(2019))

VIX는 1993년 Cboe가 도입하여 산출하고 있는 변동성 지수이다. VIX는 S&P500지수를 기반으로 모든 행사가격의 OTM/ATM의 옵션(Call, Put)가격을 조합하여 아래의 식으로 산출한다.

$$VIX = \sigma \times 100, \sigma^2 = \frac{2}{T} \sum_i \frac{\Delta K_i}{K_i^2} e^{RT} Q(K_i) - \frac{1}{T} \left[\frac{F}{K_0} - 1 \right]^2$$

T : 잔존만기

ΔK : 행사가격간의 차이, $\Delta K_i = \frac{K_{i+1} - K_{i-1}}{2}$

K_i : OTM 옵션의 i 번째 행사가격

R : 무위험 이자수익률

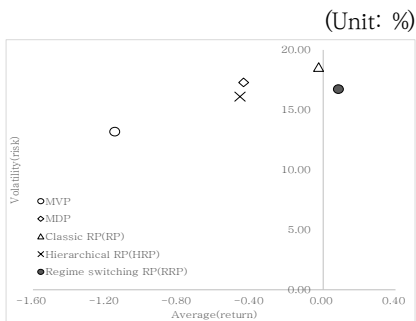
$Q(K_i)$: 행사가격이 K_i 인 각 옵션의 중간가격(midpoint)

F : 옵션가격으로 산출된 합성선물 가격

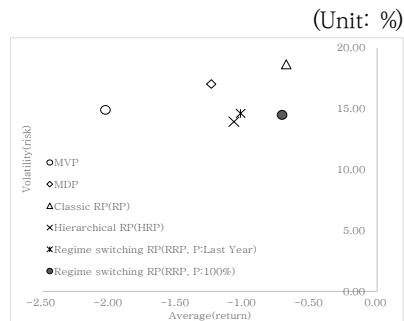
K_0 : F 보다 낮은 첫 번째 행사가격

Appendix B: 모형별 Average(return)와 Volatility(risk) 관계

〈Appendix Figure 1〉 In-sample



〈Appendix Figure 2〉 Out-of-Sample



참고문헌

- 성주호(2018), 퇴직연금금 디폴트 옵션 도입 방안 및 부채연계투자전략에 관한 연구, 보험연구원.
- (Translated in English) Sung, J. (2018). *How to introduce default options and implement Liability-driven Strategy for Korean retirement pension plans*, Korea Insurance Research Institute.
- 성주호·정도영(2015), “리스크패리티(Risk Parity)를 활용한 확정급여형(DB) 퇴직연금 제도의 부채연계투자(LDI)전략”, **보험학회지**, 제101권, pp. 1-32.
- (Translated in English) Sung, J., and D., Cheong (2015). “Liability Driven Investment Strategy using Risk Parity in Occupational Defined Benefit Pension Plans in Korea”, *Korean Journal of Insurance*, 101:1-32.
- 이경희·성주호(2008), “잉여금 최적화 전략에 따른 퇴직연금금의 자산배분”, **보험학회지**, 제80권, pp. 169-202.
- (Translated in English) Lee, K., and J., Sung (2008). “Pension Fund Asset Allocation via Surplus Optimization Strategy”, *Korean Journal of Insurance*, 80:169-202.
- Amenc, N., L., Matellini, Goltz, F., and V., Milhu (2010). *New Frontiers in Benchmarking and Liability-Driven Investing*, EDHEC-Risk Institute Publication.
- Cboe Exchange (2019). White Paper Cboe volatility Index.
- Chaves, D., J., Hsu, Li, F., and O., Shakernia (2011). “Risk Parity Portfolio vs. Other Asset Allocation Heuristic Portfolios”, *The Journal of Investing*, 20(1):108-118.
- Cheong, D., and J., Sung (2018). “Occupational Defined Benefit(DB) Funds

- in Korea using a Liability Driven Investment(LDI) Approach”, *Financial Stability Studies*, 19(1):39-66.
- Fabozzi, F. (2013). *Bond Markets, Analysis, and Strategies(Eighth Edition)*, Pearson Education.
- Leibowitz, M., Kogelman, S., and L., Bader (1992). “Asset Performance and Surplus Control: A Dual-shortfall Approach”, *The Journal of Portfolio Management*, 18(2):28-37.
- Lopez de Prado, M. (2016). “Building Diversified Portfolios That Outperform Out-Of-Sample”, *Journal of Portfolio Management*, 42(4):59-69.
- Maillard, S., Roncalli, T., and J., Teiletche (2010). “The Properties of Equally Weighted Risk Contribution Portfolios”, *The Journal of Portfolio Management*, 36(4):60-70.
- Markowitz, H. (1952). “Portfolio Selection”, *The Journal of Finance*, 7(1):77-91.
- Martellini, L., Milhau, V., and T., Andrea (2015). *Toward Conditional Risk Parity Improving Risk Budgeting Techniques in Changing Economic Environments*, EDHEC-RISK Institute.
- Peters, E. (2009). *Using Volatility Regimes: The FQ MRI(Market Risk Index)*, First Quadrant.
- _____ (2011). “Balancing Asset Growth and Liability Hedging through Risk Parity”, *The Journal of Investing*, 20(1):128-136.
- Qian, E. (2012). “Pension Liabilities and Risk Parity”, *The Journal of Investing*, 21(3):93-103.
- Raffinot, T. (2018). “Hierarchical Clustering-Based Asset Allocation”, *The Journal of Portfolio Management*, 44(2):89-99.
- Shape, W., and L., Tint (1990). “Liabilities-A New Approach”, *The Journal*

of Portfolio Management, 16(2):5-10.

Waring, M. (2004). "Liability-relative investing II", *The Journal of Portfolio Management*, 31(1):40-53.

Yves, C., and C., Yves (2008). "Toward Maximum Diversification", *The Journal of Portfolio Management*, 35(1):40-51.

Abstract

To manage the surplus risk of DB pension plan, this research compares and analyzes asset management strategies available in the current DB pension plan through a risk parity(RP) approach centered on surplus. In conclusion, “Regime switching RP” is presented as an LDI strategy that combines “Classic RP” with “Hierarchical RP”. Empirical analysis implies that the Regime switching RP shows a higher risk-adjusted return and stable funding ratio trend than MVP, MDP, Classic RP, Hierarchical RP. In fact, Regime switching RP implements a portfolio of liability matching in high-volatility regime and a portfolio of return seeking in low-volatility regime.

The methodology and results of this study are expected to contribute to the activation and stabilization of asset management of retirement pension funds.

Key words: Defined Benefit(DB) Plan, Liability Driven Investing(LDI), Risk Parity(RP), Regime switching RP