

개인신용평가에서의 비금융정보의 경제적 효과*

권영준** · 남재현*** · 조민정****

개인의 신용대출 결정에 있어서 전통적인 신용정보 이외의 비금융정보(non-financial data)의 집중 및 이용의 필요성이 점차 늘어가고 있는 상황이다. 본 연구에서는 개인신용평가모형에 비금융정보로서 전기요금 정보자료를 추가로 이용하는 경우에 발생하는 경제적 효과를 thin file 고객을 중심으로 살펴보았다. 그 결과 스코어 모형의 예측력 향상으로 신용대출 관련 불량 고객수 및 불량률이 감소하여 금융기관들은 주어진 승인율 하에서 신용연체율을 감소시킬 수 있었다. 또한 기존의 스코어 산출이 불가능한 금융소비자들의 신용등급 부여가 가능해짐에 따라 제도권 금융을 이용할 수 있는 소비자의 범위가 확대되고, 기존에 신용등급이 이미 부여된 thin file 고객의 경우에도 스코어의 상승이 일어나 주어진 금융기관의 목표 신용연체율 하에서 대출승인율을 상승시킴으로써 소비자들의 신용대출 규모를 증가시키는 것을 확인할 수 있었다.

핵심주제어: 개인신용평가, 신용정보 공유, 비금융정보, 전기요금 정보, 긍정적 정보

경제학문헌목록 주제분류: D82, G21, G29

I. 서 론

대부분의 은행이나 신용카드회사 등은 금융거래 및 상거래에서 발생하는 신용정보를 기반으로 통계적 분석을 통해 개인의 신용위험을 측정하여 부실가능성을 예측함으로써 신속하고 정확한 여신 의사결정을 지원하는 개인신용평가체

* 본 논문의 수정에 유익한 논평과 제안을 해 주신 익명의 심사자 두 분께 감사드립니다. 본 논문의 일부는 2011년도 국민대학교 교내연구비를 지원받아 수행된 연구입니다.

** 공동저자, 경희대학교 경영대학 경영학부 교수, 전화: (02) 961-2159, E-mail: ykwon@khu.ac.kr

*** 제1저자, 국민대학교 경상대학 경제학과 부교수, 전화: (02) 910-4875, E-mail: jnahm@kookmin.ac.kr

**** 교신저자, 코리아크레딧뷰로 연구소 책임연구원, 전화: (02) 708-6109, E-mail: mjcho@koreacb.com

논문투고일: 2011. 2. 25 수정일: 2011. 3. 18 게재확정일: 2011. 4. 14

계를 운영하고 있다. 우리나라의 경우에도 개별 금융기관들은 각종 여신 관련 의사결정에 공적 종합신용정보집중기관(Public Credit Registry: PCR)의 기능을 담당하고 있는 전국은행연합회에서 제공하는 기초적인 신용정보와 민간 신용조회회사(Credit Bureau: CB)가 제공하는 추가적인 신용정보 및 신용평점을 활용하고 있다.

그러나 우리나라의 현행 개인신용평가체계의 문제점 중 하나로 부정적(negative) 정보¹⁾ 활용비중이 너무 높다는 점이 계속 지적되어 오고 있다. 현재 CB사들이 신용평점을 산정할 때 연체정보 등 부정적 정보를 높은 비중으로 반영하고 있으며, 보다 정확한 신용평점의 산정과 신뢰성을 높이기 위해서는 긍정적(positive) 정보와 부정적 정보의 조화로운 수집과 이용이 필요하다는 주장이다. 신용등급 산정시 긍정적 정보의 비중이 높아지게 되면 연체정보로 인한 등급변동이 상대적으로 줄어들게 되거나 등급회복 소요기간이 단축되는 등 부정적 정보의 영향이 축소되는 것이다.

또한 청년 실업률 증가와 경제활동 참가율 감소 및 소득 불평등도의 악화에 따른 저소득 계층이 점차 늘어나는 추세라는 우려와 함께, 특히 이들 저소득 계층의 경우 금융거래 실적 미미로 신용등급이 산출되지 않아 정상적인 신용이력의 축적이 매우 어렵다는 문제점이 지적되고 있다. 이러한 금융 소외 계층의 경우 제도권으로부터의 저렴한 신용대출이 필요한 상황이나 이전까지의 신용이력이 아예 없거나 정확한 신용평점을 부여할 만큼 충분하지 못하여, 은행 등의 제도권 금융기관으로부터의 대출을 받을 수 없는 집단이다. 그러므로 정부의 서민 금융지원정책 등을 통하여 정상적인 신용거래 이력을 꾸준히 쌓게 하고 이들을 제도권 금융으로 흡수하는 것은 매우 긴요한 사안이다.

이에 따라 금융기관의 개인에 대한 신용평가 정확도를 제고하고 금융 소외 계층의 신용회복을 통한 서민 금융의 활성화에 도움을 주기 위한 하나의 방안으로, 기존의 신용정보 이외의 새로운 정보를 신용대출의 판단에 추가적으로 이용하고자 하는 필요성이 금융기관, 금융소비자 및 정부 등 다방면에서 점차 증가하고 있다.

이와 관련하여 외국 문헌에서 전기료, 가스요금, 통신요금, 월세 등의 납부 실적 등과 같이 기존에 주로 이용되어 온 개인신용정보 이외에 소비자의 신용

1) Padilla and Pagano(2000)에 의하면 일반적으로 부정적(negative, black) 정보란 과거 연체정보를 의미하고, 긍정적(positive, white) 정보란 직업, 전반적인 부채 상황, 가족 및 직장 이력 등의 차입자 특성 정보를 의미한다.

도를 평가하기 위한 정보로 새로이 활용되고 있는 정보를 비금융(non-financial) 정보라고 한다. 이러한 거래는 상품 또는 서비스를 먼저 사용하고 주기적으로 상환한다는 점에서 신용거래와 매우 유사한 성격을 가지며, 이러한 거래 관련 정보를 비전통적(non-traditional) 정보 또는 대안(alternative)정보라고도 부른다.

이에 본 연구에서는 기존의 전통적인 개인신용평가모형에 비금융정보를 활용함으로써 얻을 수 있는 경제적 효과를 실증적으로 분석하고자 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 우선 비금융정보 이용에 관한 기존연구 및 해외의 활용 현황을 개관하고, 우리나라에서 현재 사용되고 있는 개인신용평가모형에 비금융정보 자료로서 전기요금 정보를 추가로 이용하는 경우에 발생하는 경제적 효과를 실증적으로 제시한다. 구체적으로 제Ⅱ절에서는 현재 우리나라 및 외국의 비금융정보의 이용 현황을 살펴보고, 기존의 비금융정보 이용에 관한 연구를 정리한다. 제Ⅲ절에서는 비금융정보 중 하나인 전기요금 정보를 포함한 스코어링 모형을 설정하고, 제Ⅳ절에서는 전기요금 정보 이용의 경제적 효과를 금융기관 및 금융소비자의 측면에서 각각 분석해 본 뒤, 제Ⅴ절에서는 요약과 결론을 제시한다.

Ⅱ. 비금융정보 이용 현황 및 기존연구

우리나라의 경우 현재 비금융정보의 활용은 주로 공공기관이 소유하고 있는 공공정보를 중심으로 논의되고 있는 상황이다. 기존에 활용되고 있는 공공정보로 국세, 지방세, 관세, 과태료, 고용 및 산재 보험료의 체납정보에 대하여 체납 발생일로부터 1년이 경과하고 체납액이 500만 원 이상인 자, 1년에 3회 이상 체납하고 체납액이 500만 원 이상인 자, 체납 결손처분액이 500만 원 이상인 자의 정보를 집중하여 공유하고 있다.²⁾ 이와 관련하여 2009년 10월에는 신용정보법이 개정이 되어 고용보험, 산업재해보상보험, 국민건강보험 및 국민연금에 관한 정보로서 보험료 납부정보, 전기사용에 관한 정보로서 전력사용량 및 전기요금 납부정보, 정부 납품실적 및 납품액, 사망자 정보, 주민등록번호 및 성명 변경 정보, 국외 이주신고 및 이주포기신고 정보 등의 공공정보의 집중을 포함하도록 하고 있다.³⁾ 법은 신용조회회사 또는 신용정보집중기관이 공공기관

2) 이와 더불어 법원의 판결에 의한 채무불이행자 정보 및 파산면책 정보, 개인회생 정보, 신용회복지원 정보 등이 활용되고 있는 상황이다.

에 이러한 정보를 요청하면 공공기관의 장은 정보를 제공할 수 있음을 명시하고 있다. 그러나 현실적으로는 공공기관들이 관련 법령상 ‘목적 외 사용불가’ 또는 ‘누설금지’ 조항을 이유로 거부하거나, “신용정보업자 등에게 정보를 제공할 관련 법령상의 근거 조항”이 없음을 이유로 자료의 제공을 거부하는 것이 일반적인 상황이다.

미국의 경우⁴⁾ 신용거래 계좌건수가 2건 이하인 소비자들은 아예 스코어가 부여되지 못하여 제도권 금융을 이용하는 데 제약이 존재한다. 2005년 현재 미국에서는 적어도 약 3,500⁵⁾~7,000만 명 정도의 소비자들이 신용정보가 부족하거나 전무한 소비자로 분류되어 제도권 금융의 이용이 불가능한 상황이다.⁶⁾ 이들 중 880만 명은 신용이력을 쌓기 시작하는 18세에서 21세 사이의 젊은 성인층이며, 670만 명은 소수 인종, 290만 명은 이민자 등으로 나타났다. 이들은 전통적인 신용평점이 존재하지 않아 그들이 비록 소득이 충분하고 여타 요금을 성실히 납부하는 사람의 경우라 하더라도 신용을 공여하는 것이 거의 불가능한 그룹이다. 보다 낮은 이자율의 제도권 금융을 이용하기 위해서는 신용을 이용한 경험이 있어야 한다는 문제로 인하여 이러한 취약 계층은 매우 높은 이자율을 지불하고 대출을 받는 약탈적 대출(predatory lending)이 불가피한 상황이었다.

그러나 이들 역시 월세, 전기료, 가스료, 전화료, 보험, 저축, 자녀양육비(childcare), 의료보험비, 대부업 대출 상환 등과 같이 특정 구입 재화와 서비스에 대한 반복적이고 지속적인 납부행위를 하고 있다. 미국 CB산업의 경우 이미 이러한 비금융정보를 이용하여 새로운 신용평가상품을 개발하는 작업이 진행되어 오고 있다. 이들을 대상으로 PRBC(Payment Reporting Build Credit)와 자료제공업체인 LexisNexis 등과 같은 기업들은 전통적 정보에는 포함되지 않던 여러 납부정보를 모으기 시작하였고, 은행들도 이러한 잠재적 차입자에게 대출을 확장하기 위하여 이러한 정보들을 이용하기 시작하였다. 2002년에 설립된 PRBC의 경우 소비자들이 PRBC 회사의 웹사이트에 스스로 등록하여 자신들의 월세, 유선방송, 전기, 가스, 통신, 보험료 등의 납부정보를 스스로 제공하고 PRBC는 이를 인증하는 방식으로 비금융정보를 집중하여 Fair Isaac & Company의 FICO Expansion Scoring을 제공하고 있다.⁷⁾ 반면 경쟁사인 LexisNexis의 경

3) 신용정보법 제23조 제2항, 시행령 제19조 제2항, 감독규정 별표 6.

4) 보다 자세한 내용은 남재현(2010)을 참조하기 바람.

5) Experian Data Reporting Prepaid Executive Roundtable April 28, 2005.

6) Jacob(2006).

7) 소비자들은 회사의 웹사이트에 자신이 직접 은행계좌 정보를 제공하고 다른 관련 문서 및

우 대출기관이 지불한 요금을 이용하여 통신기록 등의 소비자의 정보를 공공문서를 통하여 확보하여 비금융정보에 집중하고 있다.⁸⁾ LexisNexis의 RiskView Total Solutions는 300개 이상의 공공정보 자료⁹⁾를 이용하여 평점 산정을 하고 있다. 이 밖에 L2C의 First Score Direct는 전화료 납부자료, Debit 및 수표계좌 사용 내역 등을 이용하여 신용평점 산정을 하고 있으며, TransUnion, Experian 등도 비금융정보를 포함한 신용평점모형 개발계획을 발표한 바 있고, Bank of America와 주택금융회사인 MassHousing도 신용평가 절차에 비금융정보를 포함한 바 있다.

개인신용평가에 비금융정보를 활용함으로써 인하여 발생하는 경제적 효과에 관한 국내 연구는 아직 없으며, 해외의 경우 Brookings Institution과 Political and Economic Research Council(PERC)의 2006년 논문을 효시로 소수의 연구가 존재한다.

Brookings Institution & PERC(2006)에서는 미국의 3대 CB사 중의 하나인 TransUnion으로부터 2005년 3월 말 기준으로 전기/가스정보 또는 통신정보 중 적어도 하나의 정보를 가지고 있는 소비자 800만 명의 자료를 이용하여 기존의 개인신용평가모형의 변화를 고찰하였다. 그 결과 소비자의 경우 비금융정보를 포함한 모형의 경우에 신용거래 자료가 2건 이하인 thin file 소비자들이 현격하게 줄어들어 신용평점의 산출이 가능하게 되고 이들의 신규계좌 개설 및 신용한도가 증가하는 것으로 나타났다. 또한 금융회사의 경우 기존의 여러 개인신용평가모형에 비금융정보를 포함할 경우에 이전보다 모형의 정확성이 크게 향상되어 주어진 대출승인율 하에서는 신용대출의 연체율 감소로 비용이 절감되는 것으로 나타났다. 특히, 이러한 모형의 예측력 개선은 thick file의 소비자의 경우보다 thin file의 소비자의 경우에 그 효과가 훨씬 크게 나타났다.

한편, TransUnion의 Nicor Gas Corporation에 대한 사례연구에서는 가스비 납부실적을 개인신용평가에 포함할 경우, 소비자들이 자신의 가스비 납부실적이 자신의 신용평점에 영향을 준다는 사실 때문에 가스비를 이전보다 성실하게 납부하게 되어 비금융정보 제공 기관인 가스회사의 연체율과 부실채권이 감소한 사례를 보고하고 있다.

영수증 등을 팩스로 보내며 확인비용으로 65달러를 지불하면 PRBC는 외부인을 고용하여 이러한 정보를 확인하는 과정으로 이루어진다.

8) business week 기사 참조. http://www.businessweek.com/magazine/content/08_16/b4080052299512.htm?chan=search

9) 고용, 거주이력, 자산 소유, 파산, 지당권 설정, 범죄, 특허권 등.

Ⅲ. 비금융정보를 포함한 모형의 설정

우리나라의 경우 비금융정보를 신용평가에 활용하는 것이 어떤 효과를 가지고 오는지를 살펴보기 위하여 본 절에서는 우선 비금융정보 중 우리나라에서 지속적으로 관심이 되어 오고 있는 공공정보를 중심으로 분석해 보고자 한다. 특히, 이러한 연구가 우리나라에서 처음 이루어지는 것이므로 공공요금 정보,¹⁰⁾ 4대보험 정보,¹¹⁾ 개인과산 및 개인회생 정보, 신용회복 정보, 주민등록 관련 정보,¹²⁾ 국세청 세금 관련 정보 등의 공공정보 중 공공요금 정보의 효과를 우선 보는 것이 순서일 것이다. 왜냐 하면, 기존의 해외 실증분석이 전기/가스 및 전화요금을 이용하고 있으므로 그 결과와 우리나라 자료를 이용한 결과와의 비교 역시 흥미로운 연구이기 때문이다. 이 경우 전기·가스·전화요금의 세 자료를 모두 가지고 분석하는 것이 가장 이상적일 것이나 서론에서 살펴본 것처럼 비금융자료의 획득 자체가 매우 어려운 현실로 인하여 본 연구에서는 전기요금 납부실적 자료만을 이용하고자 한다.

사용하는 자료는 코리아크레딧뷰로(KCB)가 보유하고 있는 자료에 서울시 거주자의 전기요금 납부실적을 결합하여 데이터를 구축하였다. 구체적으로 서울시내 저압 주택용 주거용 고객 중 2009년 10월 사용량이 300kw 이하인 고객의 2009년 전기요금 월청구액 및 2009년 10월 현재의 전기요금 연체정보 자료를 이용하였다. 그러나 전기요금 납부자의 정확한 식별정보 부재로 성명, 생년월일, 행정동명 정보만으로 고객의 추정이 가능한 265,491명의 자료만을 사용하였다.

한편, 일반적으로 전기요금 청구액이 2,000원 미만인 경우에는 청구서 자체가 발송이 되지 않으므로 이러한 가구들을 제외하는 것이 필요하다.¹³⁾ 이 가구의 경우 청구서 자체를 받지 못하는 상황이므로 이들을 전기요금 연체자로 보기에 부적합하여 본 연구에서도 이들을 제외하는 것이 합리적이라 판단된다. 이 경우 265,491명의 이용가능 데이터 중 일부 가구가 제외되어 최종 데이터는 255,084명을 대상으로 연구하였다.¹⁴⁾

10) 전기요금, 가스요금 등.

11) 고용보험, 산재보험, 건강보험, 국민연금 관련 정보.

12) 주민등록번호, 사망자 정보, 국외이주자 정보 등.

13) 이러한 가구의 경우 청구서 발송비용 등의 고려로 청구 자체를 포기하는 것이 더 합리적인 것으로 판단된 결과인 듯하다.

〈표 1〉 신용거래 건수별 금융거래 연체

신용거래 건수	고객수	금융거래 연체	고객수 비중(%)	연체자 비중(%)
0건	11,542	249	4.5	2.16
1건	24,136	504	9.5	2.09
2건	27,962	558	11.0	2.00
3건 이상	191,444	5,610	75.1	2.93
합계	255,084	6,921	100.0	2.71

기존의 CB사의 스코어 모형의 경우 비금융정보 중의 하나인 전기요금 정보를 적절하게 포함할 수 있는 모형이 존재하지 않으므로, 본 연구에서는 새로운 스코어 모형을 개발하여 비금융정보의 효과를 살펴보았다. 새로운 스코어 모형의 유효 변수 선정에 위하여 우선 2009년 11월 1일을 기준으로 이후 1년간을 평가기간으로 놓고 분석을 실시하였다. 우불량의 기준은 KCB Score 모델링의 기준을 따르고 2009년 10월 전기요금 청구액이 2,000원 미만 가구를 제외한 255,084명을 대상으로 하여 분석하였다.

〈표 1〉에 의하면 분석대상 고객 255,084명 중 최근 3년 내 신용거래건수가 2건 이하인 thin file에 해당하는 고객은 전체 고객의 25% 수준이다. 이들 그룹의 연체자 비중은 전체 고객 중 금융거래 연체자의 비중인 2.71%보다도 낮은 수준이지만, 이는 신용거래건수가 부족하여 신용거래 자체가 적게 발생함에 기인하는 것으로 보인다.

모형의 유효한 변수 선정에 위한 분석결과 〈표 2〉에 의하면 전기요금 연체 여부는 금융거래 불량고객을 구분하는 데 매우 유용한 변수인 것으로 보인다. 분석대상 전체 고객 중 전기요금 연체고객은 미연체고객에 비하여 금융거래 불량률이 5%pt 가까이 높게 나타나고 있다. 그리고 〈표 3〉은 이러한 전기요금 연체 여부는 thin file과 thick file 모두에서 골고루 금융거래 불량고객을 잘 구분하고 있는 것을 알려 준다. 모형의 우불량을 구분하는 설명력을 나타내는 IV (Information Value)¹⁵⁾값이 양자 모두에 있어서 0.1에 가깝게 높게 나타나고 있다.

14) 〈부록〉의 〈부표 1〉과 〈부도 1~2〉에서 확인할 수 있듯이 최종 데이터는 전기요금 청구 대상 고객의 특성상 국민 전체의 모집단보다는 남성의 비중이 더 높고 평균연령 및 평균 소득금액 또한 높게 나타났으나 특정 형태의 편의(bias) 없이 전체의 모집단을 대표하는 샘플(random sample)로 보여진다.

15) $information\ value(IV) = \sum_{i=1}^k \{(\%nontarget_i - \%target_i) * \ln(\%nontarget_i / \%target_i)\}$ 는 두 분포 간 차이를 측정해 주는 Kullback divergence measure를 다르게 나타내는 표현이며, 주로 개

〈표 2〉 전기요금 연체와 금융거래 연체

전기요금 연체 여부	고객수	금융거래 연체	고객수 비중(%)	연체자 비중(%)
미연체	243,284	6,058	95.4	2.49
연 체	11,800	863	4.6	7.31
합 계	255,084	6,921	100.0	2.71

〈표 3〉 전기요금 연체 여부별 금융거래 연체

전기요금 연체 여부	thin file			thick file		
	고객수	연체자 비중(%)	IV	고객수	연체자 비중(%)	IV
미연체	60,391	1.87	0.009	182,893	2.69	0.007
연 체	3,249	5.57	0.092	8,551	7.98	0.084
합 계	63,640	2.06	0.100	191,444	2.93	0.090

〈표 4〉 전기요금별 금융거래 연체

3년 평균 전기요금	thin file			thick file		
	고객수	연체자 비중(%)	IV	고객수	연체자 비중(%)	IV
1만 원 미만	9,024	1.66	0.006	24,547	2.47	0.004
1만 원 이상	20,004	2.08	0.000	53,125	3.02	0.000
2만 원 이상	17,749	1.97	0.001	53,406	2.92	0.000
3만 원 이상	16,863	2.34	0.005	60,366	3.05	0.001
합계	63,640		0.011	191,444		0.004

반면에 전기요금 청구금액 정보는 thin file의 경우에만 변별력을 나타내는 것으로 보인다. 〈표 4〉에서 3년 평균 전기요금 청구금액의 경우 thick file에서의 IV값은 0.004로 매우 낮음을 확인할 수 있다.

이러한 결과들을 고려하여 본 연구에서는, 전기요금 정보를 포함한 신용평점 모형을 만들기 위해서 고객을 연체 등의 채무불이행 경험이 없는 ‘clean’ 고객군과 채무불이행 경험이 있는 ‘dirty’ 고객군으로 나누어 각각의 스코어 카드를

인신용평점 분야에서 각 설명변수가 이항목표치를 설명하는 데 어느 정도의 정보 유용성을 가지는지를 분석하는 데 활용되고 있다. IV의 해석에 있어서 절대적인 값보다 상대적인 순서가 중요하나 일반적으로 다음과 같이 분류한다. 0.03 이하: 유용하지 않음; 0.03~0.1: 예측력이 약함; 0.1~0.3: 예측력이 평균적임; 0.3~0.5: 예측력이 강함; 0.5 이상: 예측력이 아주 강함.

〈표 5〉 고객군별 스코어카드 구성 항목

고객군	스코어카드 구성 항목
Clean	① 최장연체일수(대지급 포함)(1년 내 유지), ② 3개월 내 카드 평균 총CA이용잔액, ③ 체크카드 보유기관수, ④ 채무불이행(신용정보사) 건수(미해제), ⑤ 신용개설 기관수(KFB), ⑥ 1년 내 조회기관수, ⑦ 최근 연체해제 일자로부터 경과일수, ⑧ 연체건수(미해제), ⑨ 1개월 전 미해지 신용카드 총이용금액 대비 CA 총이용금액 비율, ⑩ 최초 대출개설 일자로부터 경과일수(KFB), ⑪ 2009년 평균전기요금, ⑫ 2009년 10월 전기요금 연체 여부
Dirty	① 신용도 판단정보 공공정보 최근 발생일자로부터 경과일수(KFB), ② 총대출금액(KFB), ③ 체크카드 보유기관수, ④ 연체 등 정보 총등록금액(KFB), ⑤ 연체건수(1년 내 발생), ⑥ 채무불이행(신용정보사) 건수(미해제), ⑦ 대지급건수(1년 내 발생), ⑧ KCB 추정 소득금액, ⑨ 조회건수, ⑩ 2009년 전기요금 합계

개발하였다.¹⁶⁾ 구체적으로 은행연합회에 등록된 신용거래 정보 중 연체정보, 대위변제/대지급정보, 부도정보와 금융질서문란 정보, 특수기록 정보 등을 1건 이상 보유한 고객을 ‘dirty’ 고객군으로, 이러한 정보 보유가 없는 고객을 ‘clean’ 고객군으로 정의하였다. 이러한 2개의 segment에 대한 스코어카드 구성 항목은 〈표 5〉와 같다.¹⁷⁾

이 모형을 이용하여 〈표 6〉에서는 전기요금 정보라는 비금융정보를 포함한 새로운 스코어 모형을 이용하는 경우 이러한 정보가 없는 경우의 모형에 비하여 얼마나 스코어 모형의 예측력이 증가하는지를 살펴보았다. 표를 통하여 DIV, KS, AR¹⁸⁾ 등 예측력을 나타내는 모든 통계량에 있어서 비금융정보를 포함한 모형의 경우가 이를 제외한 모형보다 예측력이 더 높은 것으로 나타나, 1년 내 발생한 불량고객을 예측하는 데 있어서 비금융정보를 포함한 스코어의 예측력이 개선됨을 확인할 수 있다. 또한 외국 문헌의 결과와 마찬가지로 우리나라의 경우에도 모형의 예측력 증가 크기는 thin file의 경우에 비하여 thick file의 경우에는 매우 미미하게 나타나는 것을 알 수 있다. 모든 지표에서 thin file의 경우 예측력 지표 수치의 개선효과가 thick file의 경우에 비하여 적게는 5배에서 많게는 15배가 넘게 나타나고 있다.¹⁹⁾ 즉, 전기요금 정보라는 비금융

16) clean 고객군에는 58,007명 dirty 고객군에는 5,633명이 존재함.

17) 이 경우 채무불이행 경험이 없는 고객군에서 전기요금 연체 여부와 평균전기요금 항목의 가중치는 전기요금 연체가 없거나 적정 수준의 전기요금을 납부한 경우에 모형 내의 가중치가 늘어나는 반면에, 채무불이행 경험이 있는 고객군에서 전기요금 합계 항목의 가중치는 전기요금액이 일정 수준 이상으로 클 경우 모형 내의 가중치가 줄어드는 모습을 보이고 있다.

18) 이러한 지표에 대한 보다 상세한 설명은 부록을 참조.

〈표 6〉 모형 예측력의 변화: thick file과 thin file

구 분	thick file			thin file		
	DIV	KS	AR	DIV	KS	AR
전기요금 미포함	3.47	63.5	78.9	2.13	56.1	70.2
전기요금 포함	3.51	64.0	79.2	2.46	57.5	72.2
차 이	1.0%	0.5%	0.3%	15.2%	2.5%	2.9%

〈표 7〉 thin file 중 segment별 모형 예측력의 변화

구분 thin file	clean segment			dirty segment		
	DIV	KS	AR	DIV	KS	AR
전기요금 미포함	1.83	52.2	66.4	0.79	33.9	47.3
전기요금 포함	1.93	54.0	68.2	0.81	35.3	47.8
차 이	5.5%	3.5%	2.7%	2.5%	4.1%	1.1%

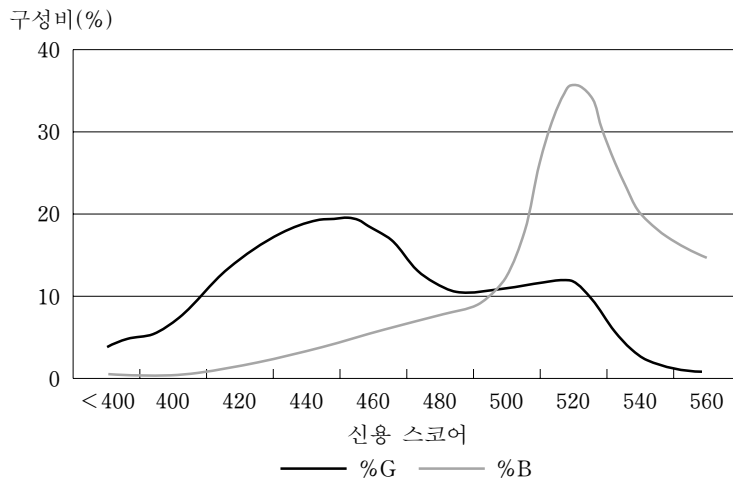
정보를 신용평가모형에 명시적으로 고려함으로써 변화가 발생하는 계층은 기존에 신용거래가 비교적 충분한 그룹보다는 거래내역이 미미한 그룹에서 보다 분명하게 나타나고 있는 것이다.

〈표 7〉에서는 모형의 예측력 개선효과가 보이는 thin file만을 대상으로 clean segment와 dirty segment별로 비금융정보를 포함한 새로운 스코어 모형을 이용하는 경우 스코어 모형의 예측력의 변화 정도를 살펴보았다. 이 경우 전기요금 정보라는 비금융정보는 clean segment와 dirty segment 모두에서 모형의 예측력을 상당부분 증가시키는 것으로 나타났다.

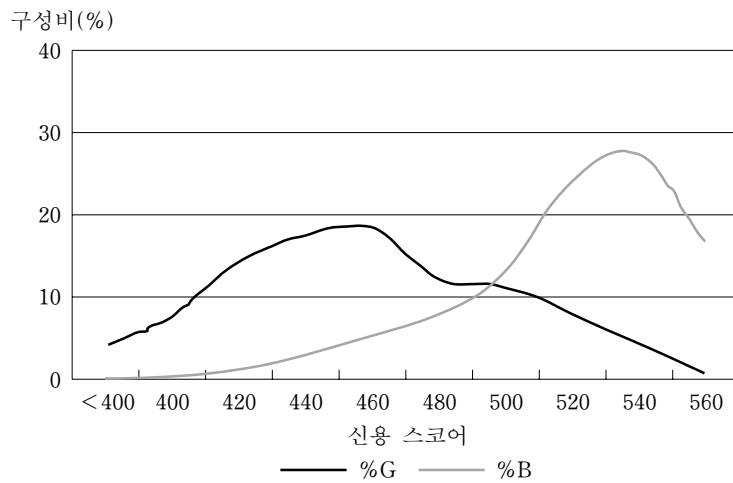
이러한 모형 예측력의 개선은 〈그림 1〉과 〈그림 2〉를 통하여 재확인할 수 있다. 〈그림 1〉은 thin file 고객의 경우 비금융정보를 포함한 경우의 스코어별 우량 및 불량 고객의 분포가 비금융정보를 포함하지 않은 경우의 분포에 비하여 우량과 불량을 더 잘 구별하고 있음을 나타내고 있다. 〈그림 2〉는 또한 thin file 고객의 경우 비금융정보를 포함한 경우의 CB 등급별 분포가 비금융정보를 포함하지 않은 경우의 분포에 비하여 안정적인 정규 분포 형태를 보이고 있는

19) 예측력을 측정하는 통계량의 계산방법에 따라 모형 예측력 증가의 효과가 다르게 나타나는데, 특히 Divergence(DIV) 통계량의 경우에 있어서의 모형 예측력의 변화가 가장 크게 나타나고 있다. DIV는 우·불량의 평균 스코어 차이와 분산에 의해 계산되는데, 우·불량의 판단구분이 애매했던 고객들을 전기요금 정보를 포함함으로써 명확하게 구분하게 됨에 따라서 DIV 변화가 크게 나타난 것으로 보인다.

a. 우·불량고객 분포(전기요금 정보 미포함)



b. 우·불량고객 분포(전기요금 정보 포함)

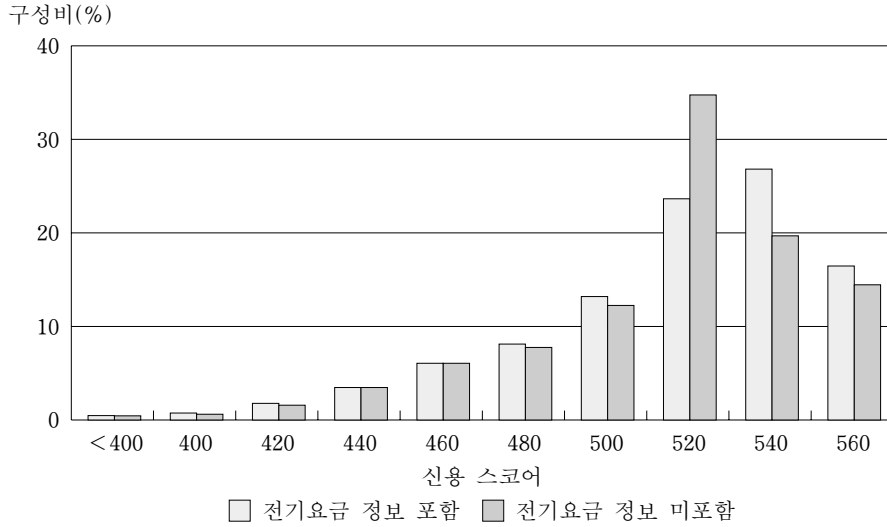


〈그림 1〉 스코어별 우량 및 불량 고객의 분포

므로, thin file 고객군의 경우 기존의 전통적 정보에 추가하여 전기요금 청구금액 관련 비금융정보를 활용할 경우 스코어 모형의 성과가 의미 있게 개선됨을 확인할 수 있다.

이상에서 살펴본 것처럼 전기요금 정보라는 비금융정보를 포함한 새로운 스코어 모형을 이용하는 경우 모형의 예측력 증가 크기는 thin file의 경우에만 의미 있는 결과를 보여주고 있으므로, 다음 절에서는 전기요금 정보이용의 경제적 효과를 thin file 고객 데이터를 중심으로 분석하였다.

92 개인신용평가에서의 비금융정보의 경제적 효과



〈그림 2〉 스코어별 thin file 고객 분포

〈표 8〉 모델링 및 테스트 그룹별 모형 예측력의 변화

구분 thin file	train group				test group			
	DIV	KS	AR	C	DIV	KS	AR	C
전기요금 미포함	2.31	56.01	70.64	85.32	2.42	57.97	71.66	85.83
전기요금 포함	2.38	57.33	71.45	85.73	2.55	58.69	73.05	86.53
차 이	2.7%	2.3%	1.1%	0.5%	4.8%	1.2%	1.9%	0.8%

한편, 모형의 설정에 있어서 보다 엄밀한 분석을 위해서는 모형의 설정과 모형의 예측력 검증을 위하여 데이터를 두 그룹으로 나누어 분석하는 것이 필요할 것이다. 이를 위하여 thin file 데이터를 50:50으로 확률적으로 추출하여 하나의 그룹 데이터만을 이용하여 모형을 설정하고 다른 그룹 데이터만을 이용하여 모형의 예측력을 살펴보았다. 그 결과 역시 〈표 8〉에서 보는 것처럼 전기요금 정보를 포함하는 경우의 모형 예측력 개선효과가 모든 지표에서 이전과 일관되게 나타남을 확인할 수 있다.

이렇듯 thin file의 경우 모형의 예측력이 일관되게 항상 증가하는 것으로 보이므로, 다음 절에서는 CB사 및 금융기관들이 이렇게 새롭게 개발된 모형을 63,640명의 thin file 고객에게 적용하는 경우에 어떠한 경제적 효과들이 발생할 수 있을 것인지를, 금융기관에 미치는 부분과 금융소비자에 미치는 부분으로

나누어 분석하였다.

IV. 전기요금 정보이용의 경제적 효과

1. 금융기관에 미치는 영향

스코어 모형의 개선은 금융기관의 신용연체율 감소를 통하여 해당 기관의 위험비용을 감소시키는 효과를 가지고 올 것이다. 이를 구체적으로 살펴보기 위하여, 개별 금융기관들이 금융거래를 승인할 때 CB사의 스코어뿐만 아니라 자체의 모형 및 정보를 이용하여 판단하는 것이 일반적이지만, 본 절에서는 금융거래 승인시 KCB 등급만으로 대출 여부를 결정한다고 가정하고 분석한다.

한편, <표 9>는 thin file 고객을 대상으로 한 KCB 등급별 누적승인율이다. 외국 문헌에서 인용되고 있는 thin file의 경우 대부분 신용평점이 부여되지 않으나, 우리나라의 경우 ‘최근 3년 이내 신용거래 2건 이하’의 thin file 대상자에 대해서도 신용등급이 존재하며 이들은 상위등급에서 하위등급까지 골고루 분포하고 있다. 금융위기 이후 각 은행들의 보수적인 리스크 관리정책으로 인하여 신용등급 7등급 이하 고객들의 승인율은 매우 낮으므로, <표 9>를 통하여 현실적으로 의미 있는 thin file의 승인율의 범위는 약 80% 미만인 것을 알 수 있다.²⁰⁾ 그러므로 <표 10>~<표 12>에서는 이러한 수준의 승인율하에서 비금융정보를 포함한 모형의 이용이 금융기관의 신용연체율을 얼마나 감소시키는지 살펴보았다.

우선 <표 10>의 경우 전체 thin file 고객을 대상으로 할 경우 승인율의 증가에 따라 불량고객의 감소효과가 순차적으로 나타나고 있으며, thin file의 승인율 범위에서 전기요금 정보를 이용한 스코어를 활용할 경우 불량고객수 및 불량률(신용연체율)의 감소효과가 지속적으로 발생하고 있음을 확인할 수 있다.

이를 CB 등급별로 살펴보면 <표 11>에서와 같이 전기요금을 스코어에 포함하여 모형을 개발한 경우, 동일한 승인율 범위 내에서 CB 하위등급에서의 불량

20) “한 대형 시중은행의 올해 신용대출승인율(집단신용대출 제외)을 보면 1·4분기 말 78.2%, 2·4분기 말 77.4%, 8월 말 76.9%를 기록, 소폭의 하락세를 나타냈지만 우려할 만한 수준은 아닌 것으로 분석되었다”(서울경제 2009년 9월 24일)의 신문기사에서 알 수 있듯이, 전체 고객의 경우에 있어서의 승인율이 80%를 넘지 않고 있는 상황이므로 thin file 고객에 대한 승인율은 이보다 훨씬 낮을 것으로 추정된다.

94 개인신용평가에서의 비금융정보의 경제적 효과

〈표 9〉 thin file 소비자의 현CB 등급 분포

(단위: 명, %)

CB등급	고객수		불량고객수		승인율
	고객수	비율	불량고객수	비율	
1	5,181	8.1%	8	0.2%	8.3%
2	9,125	14.3%	9	0.1%	22.9%
3	6,315	9.9%	12	0.2%	33.0%
4	5,506	8.7%	26	0.5%	41.8%
5	17,902	28.1%	89	0.5%	70.5%
6	5,121	8.0%	138	2.7%	78.7%
7	9,100	14.3%	486	5.3%	93.3%
8	3,254	5.1%	294	9.0%	
9	809	1.3%	170	21.0%	
10	129	0.2%	68	52.7%	
미산출	1,198	1.9%	11	0.9%	
합 계	63,640	100%	1,311	2.1%	

〈표 10〉 신용연체율의 변화—thin file 전체

(단위: 명, %)

승인율	전기요금 미포함		전기요금 포함		감소효과	
	불량고객수	불량률	불량고객수	불량률	불량고객수	불량률
60% 미만	43,757	0.46	40,449	0.37	-34.7	-24.5
60%	43,757	0.46	42,668	0.41	-15.4	-12.6
65%	45,050	0.48	44,574	0.43	-11.4	-10.2
70%	48,718	0.59	48,666	0.54	-8.3	-8.2
75%	51,055	0.64	50,941	0.63	-2.2	-1.9
80%	54,240	0.79	54,291	0.76	-4.1	-4.2

를 감소효과가 중위 또는 상위 등급에 비하여 훨씬 높게 나타남을 확인할 수 있다.²¹⁾

또한 이러한 신용연체율의 변화 정도를 채무불이행의 유무에 따라 살펴보면,

21) 불량고객수의 감소효과가 승인율 70%에서는 하위등급보다 상위등급에서 더 높게 나타나고 있는데, 이는 상위등급 고객의 경우 60% 미만의 승인율 하에서 대부분의 고객이 대출 승인을 받고 있는 상황이므로 승인율의 상승에 따라 대출이 새롭게 승인된 상위등급 고객의 수가 매우 작고 이에 따른 불량고객수의 증가 역시 매우 미미한 것에 기인한다.

〈표 11〉 신용연체율의 감소효과-CB 등급별

(단위: %)

승인율	CB 등급 상위(1~3등급)		CB 등급 중위(4~6등급)		CB 등급 하위(7~10등급)	
	불량률	불량고객수	불량률	불량고객수	불량률	불량고객수
60% 미만	-9.1	-8.4	-23.4	-8.7	-68.1	-23.4
60%	-4.3	-4.2	-13.1	-8.9	-23.4	-10.6
65%	-4.2	-3.7	-7.6	-6.7	-19.2	-10.5
70%	-12.5	-12.4	-3.1	-3.5	-14.0	-10.4
75%	-3.7	-3.8	3.3	3.5	-7.3	-5.9
80%	-3.6	-3.6	-2.8	-2.5	-5.0	-7.4

〈표 12〉 신용연체율의 감소효과-채무불이행 유무

(단위: %)

승인율	clean segment		dirty segment	
	불량고객수	불량률	불량고객수	불량률
60% 미만	-34.7	-24.5		
60%	-15.4	-12.6		
65%	-11.4	-10.2		
70%	-8.3	-8.2		
75%	-2.2	-1.8	0.0	-63.3
80%	-5.3	-4.9	30.8	5.2

〈표 12〉에서와 같이 전기요금을 스코어에 포함하여 개발한 경우, 채무불이행을 경험한 고객에 대해서는 승인율이 매우 낮기 때문에 전기요금 활용의 효과가 높지 않지만, 채무불이행 경험이 없는 고객의 경우에는 불량률 감소효과가 thin file의 승인율 범위까지 지속적으로 나타나고 있다.

그러므로 기존의 전통적 정보에 추가하여 전기요금 청구금액 관련 비금융정보를 활용할 경우 금융기관들은 주어진 승인율 하에서 신용연체율을 감소시킴으로써 자본적정성 및 수익성 개선의 효과를 기대할 수 있다. 또한 이러한 연체율의 감소는 주로 CB 하위등급 또는 채무불이행 무경험 고객의 경우에 더 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

〈표 13〉 CB 등급별 스코어 변화

기존 CB 등급	고객수	상향 고객수 및 비율			
		1점 이상		10점 이상	
1~3등급	20,621	12,000	58.2%	2,935	14.2%
4~6등급	28,529	17,464	61.2%	4,532	15.9%
7~10등급	13,292	8,581	64.6%	933	7.0%
산출 배제	1,198	산출가능			
합 계	63,640	38,771	60.9%	8,566	13.5%

〈표 14〉 소득별 스코어 변화

KCB 추정 소득금액	고객수	상향 고객수 및 비율			
		1점 이상		10점 이상	
2,000만 원 미만	15,184	10,261	67.6%	2,712	17.9%
4,000만 원 미만	47,887	28,199	58.9%	5,787	12.1%
4,000만 원 이상	569	311	54.7%	67	11.8%
합 계	63,640	38,771	60.9%	8,566	13.5%

이와 더불어 개인신용평가에 비금융정보인 전기요금 정보를 포함함으로써 기존의 등급을 부여받고 있던 thin file 고객들의 스코어에도 변화가 발생하는데, 특히 저신용 및 저소득자들에 대한 스코어의 증가가 두드러지게 나타남으로써 이들의 신용공여 가능성이 증가하게 되는 것으로 나타났다.

우선 〈표 13〉은 전기요금 정보를 이용하여 스코어를 개발한 결과 기존 CB 하위등급에서의 스코어 상향 고객비율이 상대적으로 높게 나타나고 있음을 보여주고 있다.

새로운 스코어의 상승은 또한 주로 저소득층 고객들에게서 상대적으로 더 높게 나타나고 있다. 〈표 14〉에 의하면 소득 2,000만 원 미만 고객군에서의 스코어 상향 고객의 비율이 다른 고객군에 비하여 더 높은 것을 확인할 수 있다. 또한 이러한 스코어의 변화는 채무불이행 경험이 없는 고객(clean)에 비해 채무불이행을 경험한 고객군(dirty)에서 비금융정보를 포함할 경우 스코어의 상향비율이 높게 나타남을 〈표 15〉를 통하여 확인할 수 있다. 한편, 스코어의 변화를 차입 고객의 DTI를 기준으로 살펴본 〈표 16〉의 결과 DTI를 추정할 수 없는 고객²³⁾ 및 50% 이상의 과다채무 고객군에서 상대적으로 전기요금 정보를 포함

〈표 15〉 채무불이행 여부별 스코어 변화

채무불이행 여부	고객 수	상 향		하 향	
		고객수	비율(%)	고객수	비율(%)
Clean segment	58,007	34,307	59.1	6,705	11.6
Dirty segment	5,633	4,464	79.2	1,169	20.8
합 계	63,640	38,771	60.9	7,874	12.4

〈표 16〉 DTI별 스코어 변화

DTI	고객 수	상 향		하 향	
		고객수	비율(%)	고객수	비율(%)
추정 불가	52,408	32,238	61.5	6,258	11.9
10% 미만	7,927	4,640	58.5	1,125	14.2
20% 미만	1,685	949	56.3	249	14.8
50% 미만	1,166	676	58.0	160	13.7
50% 이상	454	268	59.0	82	18.1
합 계	63,640	38,771	60.9	7,874	12.4

한 스코어의 상향 고객비율이 높게 나타남을 확인할 수 있다.

이러한 스코어 상승은 결국 주어진 금융기관의 목표 신용연체율 하에서는 대출승인율을 상승시킴으로써 소비자들의 신용대출 규모를 증가시키는 긍정적인 효과를 가지고 올 것이다. 〈표 17〉은 이러한 금융기관의 대출승인율 변화를 전체 thin file 고객을 대상으로 살펴보았다. 그 결과 전기요금 정보를 활용한 스코어 모형을 사용하는 경우, 1% 미만의 불량률 수준에서 금융기관의 대출승인율은 전기요금 정보가 없는 스코어 모형을 이용하는 경우에 비하여 thin file 고객들의 승인율을 높이는 효과가 있음을 확인할 수 있다. 특히, 이러한 승인율의 증가효과는 불량률을 낮게 유지하는 경우에 대체적으로 더 큰 것으로 나타났다.

이러한 승인율의 증가효과를 〈표 18〉에서는 CB 등급별 및 채무불이행별로 살펴보았다. 그 결과 낮은 불량률을 유지하는 경우에 있어서는 중위 등급 및 채무불이행 이력이 없는 그룹에서의 승인율 증가가 가장 두드러진 반면, 높은

23) DTI를 추정할 수 없는 고객이 많은 이유는 분석대상이 thin file 고객이므로 금융거래 정보를 통한 추정된 소득금액과 여신정보가 없어서 발생하는 현상임.

〈표 17〉 승인율의 변화—thin file 전체

(단위: %)

불량률	승인율		효과
	전기요금 미포함	전기요금 포함	
0.5%	57.5	70.9	13.4%pt
0.6%	72.2	76.5	4.3%pt
0.7%	80.2	80.3	0.1%pt
0.8%	82.7	84.3	1.7%pt
0.9%	87.9	88.0	0.2%pt

〈표 18〉 전기요금 포함시의 승인율 증가효과

(단위: %pt)

불량률	CB 등급별			채무불이행별	
	상위	중위	하위	clean segment	dirty segment
0.5%	1.5	22.9	10.8	14.7	0.0
0.6%	0.1	7.7	3.8	4.7	0.0
0.7%	0.2	0.2	-0.2	0.0	1.3
0.8%	0.1	1.8	3.9	1.5	2.9
0.9%	0.0	-0.2	1.3	-0.1	3.4

불량률을 유지하는 경우에는 하위 등급 및 채무불이행 경험이 있는 그룹에서의 승인율의 증가가 가장 크게 나타났다.

V. 결 론

이상에서 우리는 개인의 신용대출 결정에 있어서 기존의 스코어 모형에 비금융정보로서 전기요금 청구 및 전기요금 연체 정보를 추가로 이용하는 경우에 발생하는 경제적 효과를 thin file 고객을 중심으로 금융기관의 측면과 금융소비자의 측면에서 실증적으로 살펴보았다. 그 결과 비금융정보를 포함한 스코어 모형의 신용평가 정확도가 증가함에 따라 thin file 고객 전체의 신용대출 관련 불량고객수 및 불량률이 감소하며, 특히 CB 하위등급 또는 채무불이행 경험이 없는 고객의 경우에 불량률 감소효과가 상대적으로 더 높게 나타나는 등 금융

기관들은 주어진 승인율 하에서 신용연체율을 감소시킴으로써 자본적정성 및 수익성 개선의 효과를 기대할 수 있다. 또 개인신용평가에 비금융정보를 활용함으로써 금융소비자의 경우, 우선 기존의 스코어 산출이 불가능한 계층들의 신용등급 부여가 가능해짐에 따라 제도권 금융을 이용할 수 있는 소비자의 범위가 확대되게 된다. 또한 기존에 신용등급이 이미 부여된 thin file 고객의 경우에도 CB 하위등급, 저소득층, 채무불이행을 경험한 고객군, DTI를 추정할 수 없는 고객 및 50% 이상의 과다채무 고객군 등에서 상대적으로 전기요금 정보를 포함한 스코어의 상향 고객비율이 높게 나타났으며, 이러한 스코어 상승은 결국 주어진 금융기관의 목표 신용연체율 하에서 대출승인율을 상승시킴으로써 소비자들의 신용대출 규모를 증가시키는 긍정적인 효과를 가져오는 것을 확인할 수 있었다.²⁴⁾

개인신용평가에 비금융정보를 포함함으로써 발생하는 이러한 여러 경제적 혜택 중 현재 우리나라의 상황에 비추어 볼 때 가장 주목을 받는 부분은 이전에 신용거래가 없거나 부족하여 제도권 금융시장에서 신용대출을 받기 쉽지 않았던 금융 소외 계층들이 새롭게 제도권 금융을 이용할 수 있게 된다는 점이라 보여진다. 비금융정보를 이용하여 신용등급의 정확성과 신뢰도를 제고함으로써 신용거래 미비자들에게 유용한 금융 서비스를 제공하고 서민금융 지원 대상자를 제대로 선별하는 하나의 방안을 제공한다는 점에서 정부 당국에게도 일련의 시사점을 제공한다. 또한 신용등급 산정시 비금융정보의 축적을 통한 긍정적 정보의 비중이 높아지게 되면 연체정보로 인한 등급 변동이 작아지게 되고, 등급 회복에 걸리는 기간이 줄어드는 등 현재 우리나라 개인신용평가체제의 문제점 중 하나로 지적되고 있는 부정적 정보의 지나친 영향이 줄어들게 되는 효과도 발생하게 될 것이다.

한편, 본 연구에 있어서 가장 큰 어려움은 관련 데이터의 획득에 있었다. 본 논문에서 사용된 전기요금 관련 정보뿐만 아니라 통신요금 관련 정보, 가스비요금 관련 정보, 의료비 납부 관련 정보 등의 대표적인 비금융정보들은 비록 학술적인 목적에 국한하더라도 자료를 얻는 것이 매우 힘이 드는 것이 현실이

24) 이러한 결과에도 불구하고 물론 금융기관이 이러한 새로운 신용 스코어를 얼마나 신뢰하느냐는 다른 문제이다. 그러나 비금융정보가 고객의 상환의지를 나타내고, 이를 반영한 스코어가 금융 불량고객에 대한 예측력을 유의미하게 향상시킨다는 결과는 금융기관이 반감을 가질 것으로 예상되지는 않으며, 일반적으로 금융기관이 CB 등급을 활용할 때는 이 등급이 자사 고객의 특성 및 불량고객을 잘 예측하는지를 자체 모형을 이용하여 검증한 후 적용하고 있으므로, 금융기관별로 자체적인 민감도 테스트가 이루어질 것으로 판단된다.

다. 이들 데이터들은 그 속성상 개인의 사생활 침해 위험의 소지가 매우 큰 자료들이기 때문에 데이터 보유기관에서 임의로 자료를 유출하는 것이 매우 힘든 상황이기도 하지만, 데이터 보유기관이 자발적으로 자신이 보유하고 있는 비금융정보를 위험을 무릅쓰고 제공할 유인이 없는 것 또한 중대한 이유이다.

본 연구는 이러한 데이터 획득의 어려움 등으로 다음의 측면에서 한계를 가지고 있다. 우선 우리나라에서의 전기요금 납부 관련 자료 자체의 문제로서 현실에서는 차입세대의 경우 전기료를 사용자의 명의로 아니라 주택소유주의 명의로 지급하는 경우가 많이 존재하여 분석상에 어느 정도의 교란요인(noise)으로 존재한다. 또한 주어진 전기요금 납부자의 정확한 식별 정보 부재로 상당부분의 데이터를 이용할 수 없게 됨에 따라 사용한 표본수가 크지 않은 것 또한 문제점으로 작용하고 있다. 그러므로 추후 연구에서 보다 많은 전기요금 관련 데이터가 사용이 가능할 경우 본 연구보다 훨씬 광범위하고 엄밀한 분석이 가능할 것이다. 그리고 실증적으로 의미 있는 기간 동안의 전기요금 납부 과거 이력정보가 존재할 경우 성실하게 전기요금을 납부해 온 긍정적 정보의 효과에 대한 분석이 가능할 것이다. 전기요금의 연체 여부라는 부정적인 비금융정보보다는 전기요금의 납부이력이라는 긍정적인 비금융정보의 추가가 금융소외자들의 스코어에 미치는 영향은 훨씬 클 것으로 추론할 수 있기 때문에 이러한 분석은 매우 중요하다 하겠다.

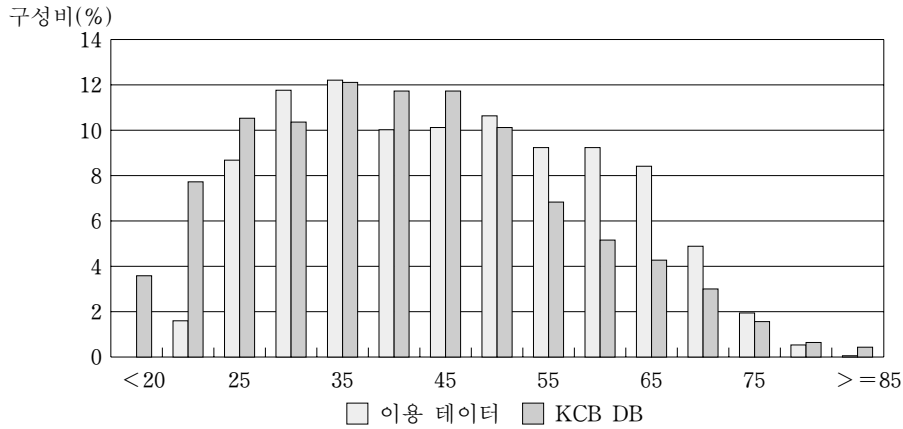
한편, 전기요금 이외의 다른 비금융정보들을 함께 모형에 도입함으로써 그 영향을 살펴보는 것 또한 필요하다. 예를 들어, 통신요금 정보, 가스비 정보, 의료비 정보 등을 함께 모형에 추가할 경우 모형의 예측력은 본 연구의 결과보다는 훨씬 높아질 것이고 그에 따른 금융 소외자들에게 제공되는 신용공여의 정도도 상당히 증가할 것이기 때문이다. 이 밖에 보다 장기적인 연구로 이러한 비금융정보의 개인신용평가 활용이 일반화되면 그로 인하여 소비자들이 자신의 비금융거래 납부실적이 자신의 신용평점에 영향을 준다는 것을 인지하게 됨에 따라, 이전보다는 비금융거래 관련 납부에 훨씬 성실하게 임하게 되어 관련 기관의 연체율 및 부실채권이 감소하게 되는 경로에 대한 연구를 통하여 비금융정보의 보유 및 제공기관에 미치는 영향에 대한 연구 또한 필요하다 하겠다.

부 록

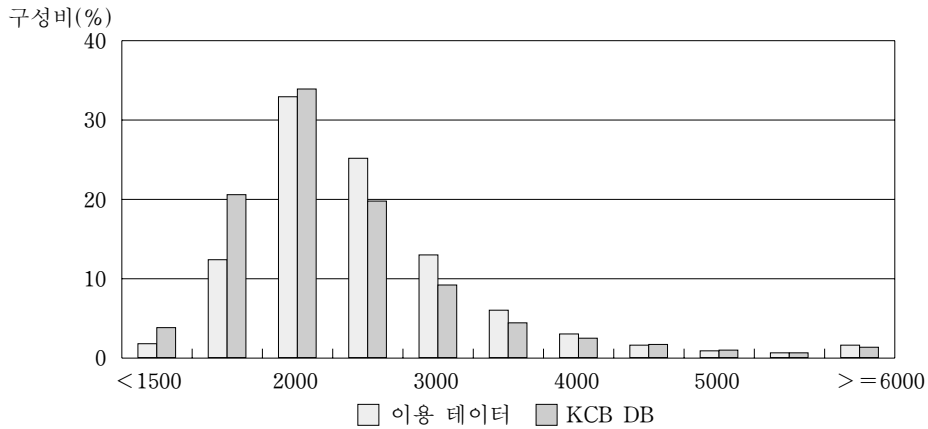
1. 이용 Data의 분포

〈부표 1〉 이용 Data의 성별 구성

성 별	이용 Data(255,084명)	KCB DB(38,689,020명)
남 성	59.3%	52.0%
여 성	40.7%	48.0%



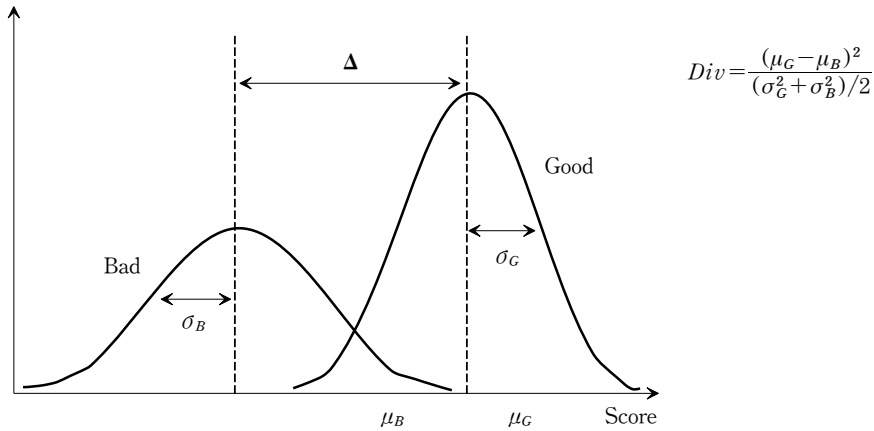
〈부도 1〉 이용 Data의 연령대별 분포



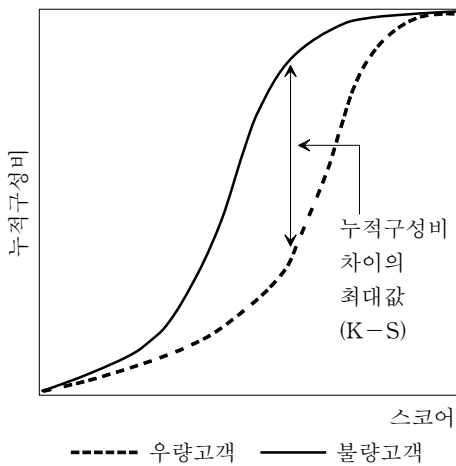
〈부도 2〉 이용 Data의 소득별 분포

2. 모형 예측력 평가 지표

- ① DIV(Divergence): 불량고객 분포와 우량고객 분포가 얼마나 떨어져 있는지를 나타냄. 일반적으로 0.5 이하이면 변별력이 낮고 1 이상이면 변별력이 높다고 할 수 있음.

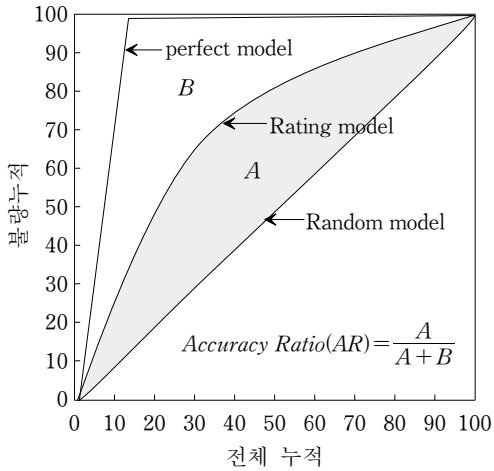


- ② K-S(Kolmogorov-Smirnov): 평점대별 누적 우량구성비와 누적 불량구성비와의 최대 차이를 나타내는 변별력 지표로 값이 클수록 변별력이 우수함.



산출식	(우량고객 누적구성비 - 불량고객 누적구성비)의 최대값	
판단 기준	K-S	판단
	50% 이상	변별력 우수
	30% 이상 ~ 50% 미만	변별력 양호
	30% 미만	변별력 미흡

③ AR(Accuracy Ratio): 일반적으로 Gini Curve, Power Curve, Lorenz Curve 그리고 통계학에서는 Lift Chart로 알려져 있는 수평축에 누적고객구성비, 수직축에는 누적불량구성비를 나타내는 CAP(Cumulative Accuracy Profile) 그래프의 요약 수치로 통상 Gini Coefficient라고도 불리고 있는 변별력 지표로 값이 클수록 변별력이 우수함.



산출식	$A/(A+B)$ (옆그림 참조)	
판단 기준	AR	판단
	40% 이상	변별력 적정

참 고 문 헌

- 남재현, “신용대출에서의 비금융정보 활용에 관한 연구,” 『국민경제논총』, 국민대학교 경제연구소, 2010. 2.
- 오영수 · 이경희, “민영건강보험의 언더라이팅 선진화 방안,” 보험개발원 연구보고서 2-3-1, 2003.
- 이보상, “DB마케팅산업과 소비자 프라이버시,” 정보규제연구회 발표자료, 2007.
- 이창범 · 김본미, “개인정보피해구제 및 배상기준에 관한 연구,” 개인정보분쟁조정위원회, 2004. 12.
- 황주성 · 권성미 · 정준현 · 김준모, “공공정보 유통 및 이용 활성화에 관한 연구 —상업적 재활용을 중심으로—,” 정보통신정책연구원, 2008. 12.
- Alyssa, Lee, Michael Turner, Robin Varghewe, and Patrick Walker, “You Score, You Win The Consequences of Giving Credit Where Credit is Due,” PERC, 2008.
- Conning & Co., Insurance Scoring in Personal Automobile Insurance, Breaking the Silence, Conning Report, 2001.
- Experian Data Reporting Prepaid Executive Roundtable, April 28, 2005.
- Fair Trade Commission, Credit-based Insurance Score: Impacts on Consumers of Automobile Insurance, Unite States Congress, July 2007.
- Julia S. Cheney, “Alternative Data and Its Use in Credit Scoring Thin-and No-File Consumers,” Discussion Paper Payment Cards Center, Federal Reserve Bank of Philadelphia, February 2008.
- Katy Jacob, Reaching Deeper: Using Alternative Data Sources to Increase the Efficacy of Credit Reporting, The Center for Financial Services Innovation, March 2006.
- Michael A. Turner and Amita Agarwal, “Using Non-traditional Date for Underwriting Loans to Thin-file Borrowers: Evidence, Tips and Precautions,” *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, Vol. 1-2, 2008.
- Michael A. Turner, Patrick Walker, and Katrina Dusek, New to Credit from Alternative Data, PERC(Political & Economic Research Council), March 2009.
- Michael A. Turner and Amita Agarwal, “Using Non-traditional Date for Underwriting Loans to Thin-file Borrowers: Evidence, Tips and Precautions,” *Journal of*

Risk Management in Financial Institutions, Vol. 1·2, 2008.

Michael A. Turner and Rachel Schneider, “Market Interest in Alternative Data Sources and Credit Scoring,” The Center for Financial Services Innovation, 2006.

Michael A. Turner, Robin Varghese, Patrick Walker, and Katrina Dusek, Credit Reporting Customer Payment Data, PERC, Political & Economic Research Council, March 2009.

Political and Economic Research Council and The Brookings Institution Urban Market Initiative, “Give Credit Where Credit Is Due,” 2006.

<http://www.cgap.org/p/site/c/template.rc/1.26.2144/>

http://www.businessweek.com/magazine/content/08_16/b4080052299512.htm?chan=search

[Abstract]

Economic Effects of Non-Financial Data Sharing: The Case of Korean Utility Payment Data

Young-June Kwon* · Jaihyun Nahm** · Min-Jeong Cho***

Recently, the necessity of collecting and using non-financial data as well as traditional credit data for consumer credit scoring has been increased. This paper studies the economic effects of adding electric utility payment data to a traditional credit scoring model on thin file consumers. We find the improvement in scoring model performance with inclusion of utility payment data in consumer credit files. As a result, the improvement brings about either reducing credit default rates of banks or increasing acceptance rates of consumer loan applications.

Keywords: consumer credit scoring, credit information sharing, non-financial data, electric utility payment data, positive information

JEL Classification: D82, G21, G29

* Coauthor, Professor, Department of Management, Kyung Hee University, Tel: 82-2-961-2159, E-mail: ykwon@khu.ac.kr

** First Author, Associate Professor, Department of Economics, Kookmin University, Tel: 82-2-910-4875, E-mail: jnahm@kookmin.ac.kr

*** Corresponding Author, Associate Fellow, Research Center, Korea Credit Bureau(KCB), Tel: 82-2-708-6109, E-mail: mjcho@koreacb.com

— |

| —

— |

| —