

기준값 변화에 따른 기업신용평가모형 성능 비교[†]

하정철¹ · 김수진²

¹²계명대학교 통계학과

접수 2015년 6월 18일, 수정 2015년 9월 3일, 게재확정 2015년 9월 8일

요약

본 연구는 기업신용평가모형 중 재무모형을 개발하는데 있어 여러 조건들의 기준값을 변화시킴에 따라 모형 성능이 어떻게 달라지는지 확인하고 자료의 특성에 맞는 조건을 제안하는데 목적이 있다. 기준값의 변화에 따른 모형의 성능은 정확도비를 기준으로 측정하고, 반복적인 절차를 간편하게 하기 위해 SAS/MACRO를 활용하였다. 재무비율을 구간에 따라 점수화한 신용평점모형과 유의한 재무비율로 로지스틱 회귀모형을 사용한 부실예측모형으로 구성되는 재무모형에서 기준값의 변화에 따른 성능 비교 결과, 부실예측모형이 신용평점모형보다 좋은 것으로 나타났다. 기업규모에 따른 특성비교에서는 재무제표의 신뢰도가 높고 비재무적인 요소에 영향을 적게 받는 대규모 기업에서 모형의 성능이 좋을 뿐만 아니라 재정학적인 의미가 뛰어난 통계모형이 만들어지는 것을 확인할 수 있었다. 규모가 작아질수록 부실예측모형과 신용평점모형의 성능 차이가 커지는 것과 이상값이 많아져서 모형의 안정성이 떨어지는 것을 알 수 있었다.

주요용어: 기업신용평가모형, 매크로, 재무모형, 정확도비.

1. 서론

기업신용평가 (corporate credit rating)는 기업의 전반적인 채무상환능력을 평가하여 기업신용등급을 부여하는 것으로 금융기관에 있어 대출여부 및 대출금리 등을 결정하는 중요한 근거가 된다. 은행을 비롯한 금융회사들은 수익성을 제고하고 효과적인 경영을 위해서 신용평가시스템을 통해 경영손실을 최소화시키는 것을 중요하게 인식하고 있다.

기업신용평가모형 (corporate credit rating model)은 차주의 규모에 따라 부도율과 특성지표가 상이하며, 업종 특성에 따라 위험요소 및 기준이 차별화된다. Chung (2008)은 여러 가지 통계적 방법으로 부실기업 예측 변별력이 높은 신용평가모형의 구축에 대해 연구하여 신용평점모형과 로지스틱 회귀모형 그리고 두 모형을 혼합한 모형을 SAS와 EXCEL을 이용하여 구축하였다. Kim과 Kim (2013)은 분류모형을 이용하여 대출여부를 결정하는 연구를 실시하였다.

본 연구는 기업신용평가모형의 개발에 널리 사용되고 있는 모형개발방법론을 바탕으로 모형개발과정에서 부여되는 여러 조건들의 기준값 변화가 어떤 효과를 가져오는지 검증하고자 한다. 신용평점모형의 경우, 구간의 크기, 구간별 비율, 구간의 가중값, 선택 재무비율의 개수, 선택재무비율의 점수 등에 따라 무수히 많은 모형이 있을 수 있으므로 기준값의 변경이 모형의 성과에 어떤 영향을 주는지 확인하고자 한다. 부실예측모형의 경우 이상값 처리비율, 변수선택방법 등에 따른 효과를 확인하고자 한다. 기업규

[†] 이 논문은 김수진의 석사학위논문을 정리하였음.

¹ 교신저자: (704-701) 대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교 통계학과, 부교수.

E-mail: jeicy@kmu.ac.kr

² (704-701) 대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교 통계학과, 석사.

모별로 재무적 특성에 차이가 있으므로 여러 기업재무데이터에 대한 변수선택, 변수처리, 모형생성 등의 통계적 분석절차에서 조건의 기준값 변화에 따른 차이를 파악하여 향후 유사한 데이터에 대해 좀더 나은 변별력을 가진 신용평가모형을 구축하는데 도움이 되고자 하며, 연구 진행에 있어 각 기준값을 변경할 때 모형생성절차 전체를 반복하여야하므로 소요시간을 단축하기 위해 SAS/MACRO를 활용하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 신용평가모형구축과정에 사용되는 통계적 방법에 대해 정리한다. 3절에서는 연구에 사용된 자료를 설명하고 신용평가모형을 구성하는 신용평점모형과 부실예측모형 생성절차에 대해 설명한다. 4절에서는 기준값 변화에 따른 효과를 측정하기 위해 SAS/MACRO를 이용하여 구축한 신용평점모형과 부실예측모형의 성과를 비교한다. 마지막으로 이 연구의 결과를 요약하고 정리한다.

2. 이론적 배경

2.1. 기업신용평가모형

신용 (credit)이란 경제활동에서 개인이나 기업의 금전이나 재화를 정해진 기간 내에 당초의 약속대로 상환, 지불 또는 변제할 수 있는 능력이라고 정의할 수 있다 (Choi 등, 2002). 기업신용평가는 기업의 전반적인 채무상환능력을 평가하여 기업에 대해 기업신용등급을 부여하는 것을 말한다. 기업신용평가의 목적은 생산경제주체인 기업의 다양한 업무와 관련하여 그 사업내용을 보다 정확하게 평가할 목적으로 이루어지고 있다. 따라서 기업신용평가는 기업의 경영내용에 대한 정확한 현황과 미래전망 등을 담고 있어야 하며, 신용평가정보이용자의 의사결정에 필요한 다양한 평가 정보를 제공할 수 있어야 한다 (Kim, 2005).

기업의 신용등급을 결정하는 기업신용평가모형은 여러 위험요소를 사용하여 정상기업으로부터 부도 기업을 구분하는 모형으로 위험요소는 규모나 업종에 따라 차등화된다. 여신 신청 기업의 경우, 신용등급에 따라 여신승인 여부가 결정되고 금리 및 대출기간 등의 의사결정에 기초 자료로 사용된다. 또한, 정상기업 유치를 위한 마케팅 등에 활용된다. 신용평가시스템의 안정성을 확인하기 위해 신용등급이 계속 같은 의미로 유지되고 있는지에 대한 등급의 동질성여부에 대한 연구도 진행되고 있다 (Hong과 Lee, 2013).

기업신용평가모형에는 통계모형의 일종으로 재무제표 등 정량적인 정보를 이용한 재무모형 (financial model)과 정성적인 정보를 이용한 비재무모형 (non-financial model)으로 이루어져있다. 본 연구는 재무모형 개발에 관한 문제를 다루고 있다.

2.2. 성과측정 방법

여러 조건의 기준값 변화에 따라 다양한 모형을 개발할 경우 모형의 우열을 비교할 성과측정 방법이 필요하다. 이미 알려진 여러 방법 중 본 논문과 관련된 각 성과측정방법에 대한 설명은 다음과 같다.

• 오분류표

오분류표 (misclassification table)란 종속변수의 실제 범주와 모형에 의해 예측된 분류범주 사이의 관계를 나타내는 표라고 할 수 있다. 즉, 종속변수의 범주별로 이를 제대로 분류한 빈도와 그렇지 못한 빈도를 함께 제시한 표이다 (Stokes 등, 2000). 이는 모형의 우·불량 예측성능을 이해하기 위한 가장 기본적인이고 단순한 방법으로 종속변수의 범주가 c 개인 경우 $c \times c$ 개의 셀로 이루어진 표 형식을 취한다 (Berry와 Linoff, 1997). 본 연구에서 종속변수가 부도인 경우와 그렇지 않은 경우의 두 범주로 나누어지므로 오분류표는 Table 2.1과 같이 2×2 개의 셀로 이루어진 표로 나타난다.

Table 2.1 Contingency table

	Real default	Real non-default	Sum
Predicted default	TP	FP	TP+FP
Predicted non-default	FN	TN	FN+TN
Sum	TP+FN	FP+TN	N

여기서 각 확률은 다음과 같이 계산하며 오분류율은 오차율 (error rate)이라 표현하고 정분류율은 정확도 (accuracy)라 표현한다 (Kang 등, 2001).

$$\begin{aligned} \text{오분류율} &= (FP + FN)/N, \text{ 정분류율} = (TP + TN)/N, \\ \text{민감도} &= TP/(TP + FN), \text{ 특이도} = TN/(FP + TN). \end{aligned}$$

• ROC 곡선과 CAP 곡선

ROC (receiver operating characteristic) 곡선은 구축한 모형의 성능을 민감도 (sensitivity)와 특이도 (specificity)에 의해 판단하는 곡선으로 구축된 모형이 어떤 성능을 갖고 있는지를 나타내준다 (Choi 등, 2002). X축은 각 기준점에서 실제우량 데이터 중에서 불량으로 예측하는 비율 (1-특이도)을 나타내며, Y축은 각 기준점에서 실제불량 데이터 중에서 불량으로 예측하는 비율 (민감도)을 나타낸다. CAP (cumulative accuracy profile) 곡선은 ROC 곡선과 Y축은 동일하지만 X축은 모든 실제 데이터 중에서 불량으로 예측하는 비율을 나타낸다.

CAP 곡선을 수치화하여 나타낸 것을 정확도비 (accuracy ratio; AR)이다. AR은 완전모형과 구축 모형의 비교통계량으로 구축모형과 임의모형의 CAP 곡선으로 이루어진 도형의 넓이를 완전모형과 임의모형의 CAP 곡선으로 이루어진 도형의 넓이로 나눈 것을 말한다. AR의 범위는 $0 \leq AR \leq 1$ 로 1에 가까울수록 판별력이 좋은 모형이다 (Park 등, 2009). 완전모형은 모형에 의해 정확하게 판별되는 이상적인 경우로 AR이 1이 된다. 특정 기준점에 대해 생성되는 오분류표와 달리 ROC, CAP 곡선은 기준점 정의가 필요 없기 때문에 오분류표보다 모형 비교에 있어서 더 일반적인 추론을 제공할 수 있다.

• 일치율

일치율 (percent concordant)은 모형의 성과를 측정하는 지수 중의 하나로 로지스틱 회귀분석에 의한 적합값과 실제값의 대소가 일치하는 비율을 수량화한 값으로 관측치의 모든 가능한 쌍을 고려하여 실제값의 대소와 적합값의 대소가 일치하는 쌍의 개수가 전체 쌍의 개수에서 차지하는 백분율로 계산된다. 현재의 모형을 이용한 적합값이 실제값의 대소를 정확하게 예측한 비율로 주어진 모형이 잘 예측하였다면 일치율값은 크게 나타난다.

• 스코어방법

고려 대상이 되는 변수 중 최적의 조합을 찾는 방법으로 단계적선택방법과 함께 스코어방법을 사용하고 있다. 각 선택 변수의 개수별로 스코어 (score)를 기준으로 모든 독립변수의 조합에서 설명력이 높은 부분 집합을 선택한다. 스코어방법은 통계패키지 SAS의 PROC LOGISTIC문에서 사용가능하며, 분기한정알고리즘을 이용하여 모형에 포함되는 모든 변수를 찾는다. 이때 옵션을 명시하여 최대우도점수 (카이제곱)통계량으로 모형에 포함되는 변수의 크기를 제어할 수 있다. 모형의 해석을 쉽게 하기 위해 START옵션으로 모형에 포함되는 변수의 최소개수를 3으로 지정하고, STOP옵션으로 모형에 포함되는 변수의 최대개수를 8로 지정하여 사용하였다.

3. 연구 방법

3.1. 자료 설명

본 연구에 사용된 자료는 1993년~2003년 재무제표가 존재하는 법인사업자를 대상으로 규모에 따라 3가지로 나누었다. 기업규모1은 매출액 1,000억원을 초과하는 영리법인이고 기업규모2는 매출액 1,000억원 이하면서 총자산 20억원 초과 또는 매출액 30억원 초과하는 외부 감사 실시 영리법인이다. 기업규모3은 총자산 20억원 초과 또는 매출액 30억원 초과하면서 기업규모1 또는 기업규모2가 아닌 영리법인이다. 규모별 자료의 크기와 부도율은 Table 3.1과 같다.

Table 3.1 Frequency table for default

Size	Default	Frequency	Percent
1	0	5,071	95.03
	1	265	4.97
2	0	11,024	94.72
	1	614	5.28
3	0	15,778	94.69
	1	885	5.31

종속변수는 기업의 부도여부에 대한 변수이며, 독립변수는 141개의 재무비율과 4개의 업종 (경공업, 중공업, 건설업, 서비스)으로 구성된 자료이다. 재무비율은 기업의 건전성에 영향을 주는 주요재무비율로 이루어져 있는데 대표적으로 자기자본비율, 부채비율 등 레버리지 관련 비율, 유동비율, 차입구조 등 유동성 관련 비율, 총자본회전을 등 활동성 관련 비율이 있다.

3.2. 신용평점모형

신용평점모형은 재무항목과 비재무항목의 중요도에 따라 배점을 부과한 후 평가된 점수를 합하여 평점을 구하는 방식이다 (Lee, 2003). 본 연구는 재무항목에 대해서만 모형을 구축하게 되는데 부실여부에 영향을 주는 재무비율을 구간별 점수화하여 합한 0과 100사이의 값으로 나타낸다. j 번째 재무비율의 배점을 R_j , i 번째 기업의 j 번째 재무비율이 속하는 구간의 가중값을 w_{ij} , 선택된 재무비율의 개수를 m 이라 할 때, i 번째 기업의 평점 S_i 는, 다음과 같이 계산된다.

$$S_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} R_j.$$

여기서 중요한 것은 기업부도를 잘 설명하는 재무비율을 선정하는 것인데 신용평점모형의 구축과정은 아래와 같다.

첫째, 재무비율별로 구간배분한 후 구간가중값을 부여한다. 본 논문에서는 같은 크기로 구간을 배분하는 등간격방법 (uniform method)과 중앙으로 갈수록 구간의 비중을 크게 하여 중앙값을 중심으로 양쪽이 대칭이 되도록 구간을 배분하는 중앙가중치방법 (unimodal method)을 이용하였다. 예를들어, 자기자본비율의 등간격 5구간에서는 모형개발자료의 자기자본비율 최소값에서 20백분위수까지 0.2점, 40백분위수까지 0.4점과 같이 구간가중값을 부여한다.

둘째, 기업부도를 예측하기 위해 부도기업과 정상기업 간 구간가중값의 평균에 유의한 차이가 있는 재무비율이 필요하므로 T-test를 이용해 유의한 변수를 선택한다. 즉, 부도여부에 따른 구간가중값의 평균차검정을 실시한다.

셋째, 구간가중값이 증가함에 따라 부도율이 일관되게 변하는 변수가 부도 예측에 유용하므로 전 단계에서 선택된 변수 중에서 구간가중값과 부도율간 회귀식에서 기울기의 유의성을 검증하는 ‘기울기 유의성 검증’을 통해 유의한 변수를 선택한다. 다시 말하면, 구간가중값에 따른 구간별 부도율의 회귀식에서 통계적으로 유의한 기울기를 가진 재무비율을 선택한다.

넷째, 전 단계에서 선택된 변수 중 기업부도를 잘 설명하는 재무비율 조합을 스코어 기준으로 생성한다. 즉, 스코어가 높은 재무비율 조합을 3개부터 8개까지 정리한다. 단계적선택법을 사용할 경우, 이 단계는 건너뛰고 다음 단계에서 stepwise 옵션을 사용한다.

다섯째, 전 단계에서 선택된 재무비율 조합별로 로지스틱 회귀분석을 실시하여 변수설명이 가능한 변수조합을 선택한다. 즉, 재무비율별 대소에 따른 재정학적인 의미가 로지스틱 회귀계수 부호와 일치하는 경우만 선택한다.

여섯째, 전 단계에서 선택된 재무비율 조합 중 AR이 가장 큰 재무비율조합이 최종 모형에 포함되는 재무비율이 된다. 최종 선택 재무비율의 배점은 로지스틱 회귀계수의 절대값에 비례하여 그 합이 100이 되도록 변환한 값으로 정한다.

3.3. 부실예측모형

부실예측모형은 로지스틱 회귀분석 기반의 통계모형으로서 기업부도에 영향을 주는 재무비율을 찾아 모형화한 것으로 그 결과는 0과 1사이의 확률로 나타난다. 부실예측모형은 신용평점모형에 비해 예측력이 뛰어나지만 변수들 사이의 상호관계에 의해 회귀계수의 의미가 해석하기 힘든 단점이 있다. r_{ij} 를 i 번째 기업의 재무비율 또는 업종을 나타내는 j 번째 가변수라 할 때, i 번째 기업의 부실확률 p_i 는 다음과 같이 계산된다.

$$p_i = \frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j r_{ij})}$$

부실예측모형 구축에 있어 가장 중요한 것은 기업부도를 가장 잘 설명하는 재무비율을 선정하는 것이다. 또한, 부실예측모형은 재무비율의 이상값에 큰 영향을 받으므로 이상값에 로버스트한 모형을 설정하여야 한다 (Chung, 2008). 부실예측모형의 구축과정은 아래와 같다.

첫째, 재무비율의 이상값을 해당 백분위수로 변경한다. 예를들어, 이상값 조정비율이 10%인 경우 10백분위수 이하의 값은 10백분위수로 대체하고 90백분위수 이상의 값은 90백분위수로 대체한다.

둘째, 부도기업과 정상기업 간 재무비율의 평균에 유의한 차이가 있는 재무비율이 기업부도 예측에 필요하므로 T-test를 이용해 유의한 변수를 선택한다. 즉, 대체된 재무비율의 부도여부에 따른 평균차검정을 실시한다.

셋째, T-test에서 유의한 변수와 업종을 나타내는 가변수 중에서 스코어를 기준으로 기업부도를 잘 설명하는 조합을 생성한다.

넷째, 전 단계에서 선택된 재무비율 조합별로 로지스틱 회귀분석을 실시하여 변수설명이 가능한 변수 조합을 선택한다.

다섯째, 전 단계에서 선택된 재무비율 조합 중 AR이 가장 큰 재무비율 조합이 최종 선택 재무비율이 된다. 최종 선택된 재무비율을 모형 구축에 사용하여 나타난 확률을 통해 부도 가능성을 결정한다.

4. 모형 구축 결과

3절에서 소개된 신용평점모형과 부실예측모형을 규모별 자료에 적용하여 여러 조건 변화에 따른 모형성과를 비교한다. 자료별 설명력이 떨어지는 과적합 문제를 방지하기 위해 각 표본별로 부도 및 업종에 따라 50%씩 층화추출하여 분할한 모형적합 자료 (training dataset)와 모형평가 자료 (validation

dataset)를 만들었다. 자료분석에는 통계패키지인 SAS 9.3을 이용하였다. 실제 분석에서는 각 검정에서 유의수준을 0.01, 0.05, 0.1로 변화시켜 비교하였으나 유의수준 증가에 따른 선택변수의 증가만 확인되어 유의수준이 0.05인 경우만 정리하였다.

4.1. 신용평점모형

Table 4.1은 기업규모1 자료에 구간배분을 달리하여 부도기업과 정상기업 간 재무점수에 평균 차가 있는 유의한 재무비율의 개수를 비교하였는데 유의한 재무비율의 개수에 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 다른 규모의 기업에서 구간배분 방법에 따른 효과를 비교한 결과, 기업규모2에서 더 많은 유의재무비율이 존재함을 알 수 있으나 같은 기업규모내에서는 구간배분 방법에 따른 차이는 크지 않음을 알 수 있었다.

Table 4.1 Number of effective financial ratios for Size 1

Interval	Level	Count
Uniform	5	107
	6	108
	8	108
	10	108
Unimodal	6	108
	8	106
	10	110

Table 4.2는 기업규모1 자료에서 T-test 평균차가 유의한 재무비율을 대상으로 단계적선택법을 이용하여 신용평점모형을 구축한 결과이다. 중앙가중치방법보다 등간격방법이 더 나은 결과를 보이며 구간의 개수에 따른 차이는 크지 않은 것을 알 수 있다. Validation AR 기준으로 등간격 8구간의 결과가 가장 좋게 나타남을 알 수 있었다.

Table 4.2 Results of scoring model with stepwise method for Size 1

Interval	Level	Training AR	Validation AR
Uniform	5	0.724	0.690
	6	0.752	0.687
	8	0.753	0.692
	10	0.746	0.688
Unimodal	6	0.706	0.643
	8	0.596	0.562
	10	0.654	0.622

결과는 생략하였으나 기업규모2는 등간격 6구간, 기업규모3은 등간격 10구간에서 가장 좋은 결과가 나타났고, 기업규모1과 마찬가지로 등간격방법이 중앙가중치방법보다 우수한 결과가 나타남을 알 수 있었다. 그러나, 기업규모가 작아질수록 AR이 크게 줄어들었다.

단계적선택법을 사용하면 로지스틱 회귀모형의 회귀계수와 T-test 통계량의 부호가 다른 경우가 발생하여 모형 해석에 어려운 점이 발생할 수 있다. 예를들어, 자기자본비율이 클수록 좋은 기업인 것이 알려져 있는데 회귀계수가 양수가 되면 자기자본비율이 클수록 부도가 일어날 확률이 높아지는 모순이 생긴다. 이런 변수조합을 선택하지 않기 위해 본 연구에서는 부호비교를 하는 절차를 포함하는 스코어방법을 실시하였다. 기업규모1의 경우, 단계적선택법보다 스코어방법이 더 좋은 것을 알 수 있어 스코어방법의 결과만 Table 4.3에 나타내었다. Validation AR 통계량으로 비교한 결과 등간격 8구간의 결과가 가장 좋게 나타났다. AR과 일치율의 순서가 같은 것을 알 수 있어 이후 표에서는 일치율을 생략하였다.

Table 4.3 Results of scoring model with score method for size 1

Interval	Level	Training		Validation	
		Percent concordant	AR	Percent concordant	AR
Uniform	5	85.9	0.724	84.5	0.698
	6	87.1	0.748	83.1	0.671
	8	86.9	0.744	82.2	0.652
	10	87.0	0.746	82.6	0.659
Unimodal	6	84.6	0.698	80.9	0.626
	8	-	-	-	-
	10	82.7	0.663	80.0	0.609

기업규모2의 경우, 단계적선택법이 더 좋은 성과가 좋아 그 결과를 Table 4.4에 나타내었다. 등간격 6구간일 경우 AR이 가장 크게 나타났으며, 결과는 생략하였으나 기업규모3의 경우도 이와 비슷함을 알 수 있었다.

Table 4.4 Results of scoring model with stepwise method for size 2

Interval	Level	Training AR	Validation AR
Uniform	5	0.621	0.600
	6	0.626	0.613
	8	0.631	0.591
	10	0.639	0.607
Unimodal	6	0.541	0.504
	8	0.346	0.350
	10	0.349	0.390

4.2. 부실예측모형

기업규모1 자료에 이상값 처리를 달리하여 부도기업과 정상기업 간 재무비율이 유의수준 0.05에서 평균 차가 있는 유의한 재무비율의 개수를 비교하였다. 총 재무비율이 141개 중 이상값 처리비율이 커질 수록 선택되는 재무비율의 수가 점차 많아지고 그 수가 88~108개가 되는 것을 알 수 있었다. 다른 규모의 자료에 대해서도 비슷한 경향을 나타내는데 선택되는 재무비율의 수가 기업규모2에서는 110~116개, 기업규모3에서는 75~114개가 되었다.

Table 4.5는 각 이상값 조정비율에 따른 단계적선택법에 의한 모형성적을 나타내고 있다. 상·하위 11%의 이상값을 대체하였을 때 Validation AR이 가장 높게 나타남을 알 수 있다.

Table 4.5 Results of default model with stepwise method for Size 1

Outlier ratio	Training AR	Validation AR
1.0%	0.756	0.656
2.0%	0.771	0.656
5.0%	0.774	0.672
8.0%	0.778	0.675
9.0%	0.771	0.678
10.0%	0.766	0.679
11.0%	0.770	0.680
15.0%	0.766	0.677

T-test 유의변수 중 스코어방법에 의한 부실예측모형을 만들 때 모형성과는 Table 4.6과 같다. Validation AR로 비교한 결과 상·하위 10%의 이상값을 대체하였을 때 가장 좋은 결과가 나왔고 Table 4.5와 비교하면 스코어방법의 결과가 더 좋다는 것을 알 수 있었다.

Table 4.6 Results of default model with score method for Size 1

Outlier ratio	Training AR	Validation AR
1.0%	0.711	0.628
2.0%	0.708	0.655
5.0%	0.703	0.670
8.0%	0.708	0.678
9.0%	0.717	0.688
10.0%	0.722	0.689
11.0%	0.720	0.683
15.0%	0.715	0.687

다른 규모의 모형결과에 대한 표는 생략하였으나, 기업규모2의 경우 단계적선택법은 상·하위 10%일 때, 스코어방법은 상·하위 15%일 때 가장 좋은 성과가 나타나는 것을 알 수 있었다. 두 방법을 비교하면 단계적선택법의 결과가 더 좋았다. 기업규모3의 경우, 두 방법 모두 상·하위 11%값을 대체한 단계적선택법에서 AR이 가장 높게 나타났다.

5. 결론

본 연구에서는 재무모형 중 신용평점모형과 부실예측모형을 구축하고, 기업규모별 자료를 적용하여 모형의 성과를 비교하였다. SAS/MACRO를 활용하여 유의수준 변경, 구간선택 방법, 변수선택 방법, 최적모형선택 방법의 차이를 확인하였다. 이 분석을 통해 규모에 따라 선택되는 재무비율의 수와 최적의 모형 기준이 달라지는 것을 알 수 있었다. 본 논문에서 모형의 성과비교에 AR을 사용하였으나 AR과 일치율이 동시에 커지는 것을 확인하였기 때문에 AR이 아닌 일치율을 사용하여 모형의 성과를 비교하여도 무방하다.

기업규모별 자료를 신용평점모형과 부실예측모형에 적용한 결과, 기업의 규모가 작아질수록 모형의 성과가 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 큰 기업일수록 재무자료의 신뢰도가 높고 비재무적인 요소에 의해 부도가 발생할 가능성이 낮기 때문인 것으로 해석할 수 있다.

신용평점모형 구축 시 등간격으로 구간을 배분하여 만든 모형에서 좋은 결과가 나타났고, 규모별로 선택되는 구간의 수가 달라짐을 확인할 수 있었다. 그러나, 규모와 상관없이 중앙가중치방법을 쓰는 것보다 등간격방법이 우수한 것으로 나타나 향후 모형 개발에는 등간격 8구간을 사용하는 것이 바람직한 것으로 판단된다. 변수선택방법은 대규모 기업은 부호를 고려한 스코어방법이 더 좋은 성과가 나타났고 중소규모 기업의 경우는 부호를 고려하지 않은 단계적선택법이 더 좋은 성과가 나타났으나 그 차이가 적었다. 평점모형에서는 선택된 재무비율에 대한 해석의 어려움을 줄일 수 있도록 부호를 고려한 스코어방법을 활용하는 것이 좋을 것이다.

부실예측모형 구축 시 이상값 처리비율을 10%로 하는 것이 가장 좋은 성과가 나오는 것을 알 수 있었다. 그러나 자료의 신뢰도가 떨어지는 소규모 기업의 경우 그 비율을 15%까지 늘리는 것도 고려해야한다. 변수선택방법에 있어서는 대규모 기업은 스코어방법으로 중소규모 기업은 단계적선택법이 나올 것이다.

규모에 따라 재무자료의 특성이 달라 서로 다른 결과가 나오므로 해당 자료의 특성을 파악하고 본 논문의 결과를 참고하거나 유사한 방법으로 최적의 방법을 찾으면 변별력 있는 모형 개발에 도움이 될 것이다.

References

- Berry, M. J. A. and Linoff, G. (1997). *Data mining techniques*, John Wiley & Sons, New York.
- Choi, J., Kwon, K. and Kim, S. (2002). *Credit scoring model*, Sechang Pub., Seoul.
- Chung, H. (2008). *A comparison of statistical methods for the improvement of credit rating models*, Master Thesis, Keimyung University, Daegu.
- Hong, C. and Lee, N. (2013). Class homogeneous tests with correlation. *Journal of the Korean Data & Information Society*, **24**, 73-83.
- Kang, H., Han, S., Choi, J., Kim, E. and Kim, M. (2001). *Data mining with SAS Enterprise Miner 4.0*, Freeacademy, Seoul.
- Kim, I. (2005). *Credit evaluation*, Korea Banking Institute, Seoul.
- Kim, T. and Kim, Y. (2013). A study on the analysis of customer loan for the credit finance company using classification model. *Journal of Korean Data & Information Society*, **24**, 411-425.
- Lee, E. (2003). *Decision tree approach for small enterprise credit evaluation model*, Master Thesis, Ewha Womans University, Seoul.
- Park, Y., Hong, C. and Lim, H. (2009). Criterion of test statistics for validation in credit rating model. *Communications for Statistical Applications and Methods*, **16**, 239-247.
- Stokes, M. E., Davis, C. S. and Koch, G. G. (2000). *Categorical data analysis using the SAS system*, SAS Institute, Cary, NC.

Comparisons of the corporate credit rating model power under various conditions[†]

Jeongcheol Ha¹ · Soojin Kim²

¹²Department of Statistics, Keimyung University

Received 18 June 2015, revised 3 September 2015, accepted 8 September 2015

Abstract

This study aims to compare the model power in developing corporate credit rating models and to suggest a good way to build models based on the characteristic of data. Among many measurement methods, AR is used to measure the model power under various conditions. SAS/MACRO is in use for similar repetitions to reduce time to build models under several combination of conditions. A corporate credit rating model is composed of two sub-models; a credit scoring model and a default prediction model. We verify that the latter performs better than the former under various conditions. From the result of size comparisons, models of large size corporate are more powerful and more meaningful in financial viewpoint than those of small size corporate. As a corporate size gets smaller, the gap between sub-models becomes huge and the effect of outliers becomes serious.

Keywords: AR, corporate credit rating model, financial model, SAS/MACRO.

[†] This paper is revised based on the master's thesis of Soojin Kim.

¹ Corresponding author: Associate professor, Department of Statistics, Keimyung University, Daegu 704-701, Korea. E-mail: jeicy@kmu.ac.kr

² Master, Department of Statistics, Keimyung University, Daegu 704-701, Korea.