

기업 회생절차 패턴 및 행태 분석

－ 로지스틱 회귀분석을 활용 －

이현탁*	한국자산관리공사
요약	<p>본 연구는 한국자산관리공사가 보유한 회생기업 데이터를 활용해 기업 회생절차에서 종결 또는 폐지되는 기업들의 결정요인에 대해 탐구하였다. 이를 위해 2017년 1월부터 2020년 3월까지 회생종결 또는 폐지된 회생기업의 종업원 수와 주요 재무비율 정보를 수집했으며, 로지스틱 회귀분석을 활용해 이항로지스틱분석을 수행하였다. 분석 결과, 차입금이 적고, 영업이익이 크며, 매출원가가 작은 기업일수록 회생절차에서 생존할 가능성이 큰 것으로 나타났는데, 이는 신용위험이 적고 수익은 크며 비용은 적은 기업이 재무건전성이 우수하다는 직관과 부합되는 결과이다. 또한, 각 결정요인의 증감이 회생폐지에 미치는 영향을 정량화함으로써 회생기업의 투자 활성화 및 리스크 관리에 기여할 것으로 기대한다.</p>
주요단어	회생절차, 머신러닝, 부트스트랩, 한계효과, SHAP

본 논문은 한국자산관리공사 조사연구보고서인 “기업 회생절차 패턴 및 행태 분석” 내용을 바탕으로 작성되었습니다. 본 논문에 대해서 유익한 조언과 도움을 주신 김원대 원장님, 김중수 부장님, 박정환 소장님, 이광제 팀장님, 박소연 팀장님 등 공사임직원 분들과 좋은 커멘트를 주신 부산대학교 윤성민 교수님께 감사드립니다. 본 논문의 내용 및 주장은 공사의 공식견해와 무관한 저자의 개인적인 견해를 밝힙니다.

* 교신저자. 주소: 48400, 부산광역시 남구 문현 금융로 40 부산국제금융센터(BIFC), 한국자산관리공사; E-mail: leeht@kamco.or.kr; Tel: +82-51-794-2935.

A Study on Determinants of Corporate Rehabilitation Proceedings
by Using Binary Logistic Regression

Hyun-Tak Lee[†] Korea Asset Management Corporation

This paper studies the primary determinants of corporate rehabilitation proceedings by using the corporate data held by Korea Asset Management Corporation. To make this idea precise, I collect the data such as the number of employees and financial valuation ratios from Jan. 2017 to Mar. 2020 and then carry out binary logistic regression. As a result, I find that (a) the smaller borrowings incurring interests, (b) the larger operating profits, and (c) the smaller cost of sales decrease the probability of rehabilitation termination (i.e., default). This finding accords well with the intuition that corporations with low credit risk, large profit, and low cost have great financial sustainability. My findings can help boost investment on corporate rehabilitated companies and establish risk management by quantifying the marginal effect of each independent variable on the probability of default.

Keywords Corporate Rehabilitation Proceedings, Machine Learning, Bootstrap, Marginal Effect, SHAP

This paper is an extended version of “Pattern Recognition on Corporate Rehabilitation Proceedings,” which is one of the reports at Korea Asset Management Corporation (KAMCO). I thank all employees who help improve this research at KAMCO and Seong-Min Yoon at Pusan National University for helpful comments. I acknowledge that the contents of this research are my personal opinion, not an official opinion of KAMCO.

[†] Corresponding Author. Address: KAMCOO Research Center, BIFC, 40, Munhyeongeumyoung-ro, Nam-gu, Busan, Republic of Korea; E-mail: leeht@kamco.or.kr; Tel: +82-51-794-2935.

I. 개요

기업 회생절차는 사업의 재건과 영업의 계속을 통한 채무변제를 주요 목적으로 재정적 어려움으로 인해 파산에 직면하고 있는 기업(채무자)에 대해 여러 이해관계자(채권자 및 주주)의 법률관계를 조정하여 사업의 효율적인 회생을 도모하는 제도이다.¹ 회생절차 또는 워크아웃을 통한 기업 구조조정 수요는 2008년 글로벌 금융위기 이후 구조적 저성장 국면에 접어들면서 크게 증가하고 있으며, 이에 정부는 과거 채권금융기관 중심의 구조조정에서 자본시장을 통한 구조조정 혁신을 추진하고 있다.

본 연구의 목적은 회생절차 전반에 대한 시장참여자의 이해도를 높혀 자본시장 중심의 민간투자를 활성화하기 위한 것이다. 민간투자가 활발한 유가증권시장과 비교했을 때, 회생절차 대상기업에 대한 정보 부족은 신규투자를 주저하게 만드는 요인으로 작용할 가능성이 크다. 더욱이 회생기업은 ‘광의’의 부도가 발생한 기업으로 향후 파산 등 ‘협의’의 부도가 발생할 위험이 매우 크기 때문에, 기존 채권자(시중은행)는 신규자금 지원보다 시장 매각 및 청산을 통한 조기 회수를 선호하는 경우가 대부분이다. 설사 신규투자가 이뤄진다 할지라도 정보의 비대칭성 및 높은 부도위험은 과도한 요구수익률을 유발하여 경영정상화의 제약조건으로 작용될 가능성도 존재한다.

위 문제 해결에 기여하기 위해, 본 연구는 한국자산관리공사가 보유한 회생기업 데이터를 활용하여 회생종결(성공) 및 폐지(실패)하는 기업의 재무적 결정요인을 탐구하였다. 구체적으로, 2017년 1월부터 2020년 3월까지 회생절차 종결 및 폐지한 기업 1,016개를 대상으로 종업원수 및 18개 대표재무비율(이하, 독립변수)을 활용하여 이항로지분석을 수행하였다. 분석 결과, 이자비용을 수반하는 차입금 규모가 작고 매출액 대비 영업이익이 크며 매출원가가 작은 기업일수록 회생절차에서 생존할 가능성이 큰 것으로 나타났는데, 이는 신용위험 및 비용은 적고 수익은 큰 기업의

¹ 회생절차는 회생절차개시신청을 시작으로 심사, 개시결정, 회생계획 인가 등 일련의 과정을 통해 회생계획안을 성실히 수행하면 회생절차가 종결되어 다시 정상기업이 되는 반면, 계획안을 수행하지 못하면 회생절차는 폐지되고 파산하게 된다.

재무건전성이 우수하다는 직관과도 부합한다.

또한, 본 연구는 독립변수들이 회생절차 결과(확률)에 미치는 영향도를 한계효과(marginal effect) 등을 통해 정량화함으로써 회생기업의 신용위험을 평가한 점에도 의의가 있다. 회생기업에 대한 투자 및 지원은 새로운 일자리를 창출할 수는 없지만, 기존의 일자리를 지켜 실업 등으로 인한 사회경제적 비용을 절감할 수 있는 만큼 매우 중요하며, 특히 중소(회생)기업은 국가경제의 근간을 이루므로 적극적인 육성 및 지원이 필요하다. 본 연구를 통해 자본시장 중심의 회생기업 투자 활성화에 기여하고 향후 회생절차에 대한 연구를 촉진하는데 기초자료로 활용되기를 기대한다.

반면, 기존 선행연구는 법률적인 관점에서 사례 및 국내외 회생절차 제도 비교가 주를 이루고 있으며(송호신 & 윤창술, 2011; 이연갑, 2017; 박승두, 2018, 박승두 & 안창현a, 2018, 박승두 & 안창현b, 2018), 데이터를 활용한 실증분석 연구라 할지라도 100여개 기업 또는 상장기업을 중심으로 분석한 경우(강동수, 2004; 정창욱 외, 2012; 송신근 외 2014)가 대부분이다. 또한, 본 연구는 결과의 신뢰도 증진을 위해 중첩교차검증(nested cross-validation), 부트스트랩(bootstrap), 한계효과, SHAP(SHapley Additive exPlanation) 등 다양한 분석 기법들을 활용해 직관과 부합하는 결과를 검증했을 뿐만 아니라 1,000여개가 넘는 방대한 기업을 대상으로 분석한 실증연구로서 큰 의의가 있다.

본 논문은 총 4개의 장으로 이루어져 있다. II 장에서는 데이터 및 주요 알고리즘에 대해 설명하고, III 장에서는 분석 결과에 대해 탐구한다. IV 장에서는 본 연구의 요약과 함께 향후 발전 방향에 대해 논하도록 한다.

II. 데이터 및 알고리즘

1. 데이터

본 연구는 2017년 1월 이후 회생절차를 신청한 기업 가운데 2020년 3월까지 회생절차 종결 및 폐지가 완료된 1,016개 기업을 대상으로 한다. 종속변수는 회생절차 종료 유형으로 501개의 회생종결 기업과 515개의 회생폐지 기업으로 구성되어

있으며,² 독립변수는 회생절차개시신청 직전 또는 전년도에 연간 재무비율 및 종업원수와 같은 계량형 데이터 19개로 구성되어 있다(<표 1> 참조).

<표 1> 독립변수 단위 및 결측치

지표	변수	단위	결측치(수)
성장성	매출액증가율		6
	순이익증가율		1
	영업이익증가율	%	1
	자기자본증가율		1
	총자산증가율		0
수익성	EBITDA 마진율		5
	ROE		0
	ROIC	%	0
	당기순이익율		5
	매출원가율		5
	영업이익률		5
안전성	부채비율		0
	유동비율	%	0
	자기자본비율		0
	차입금의존도		0
활동성	이자보상배수	배	28
	매입채무회전율	회	93
	재고자산회전율		103
고용	종업원수	명	0

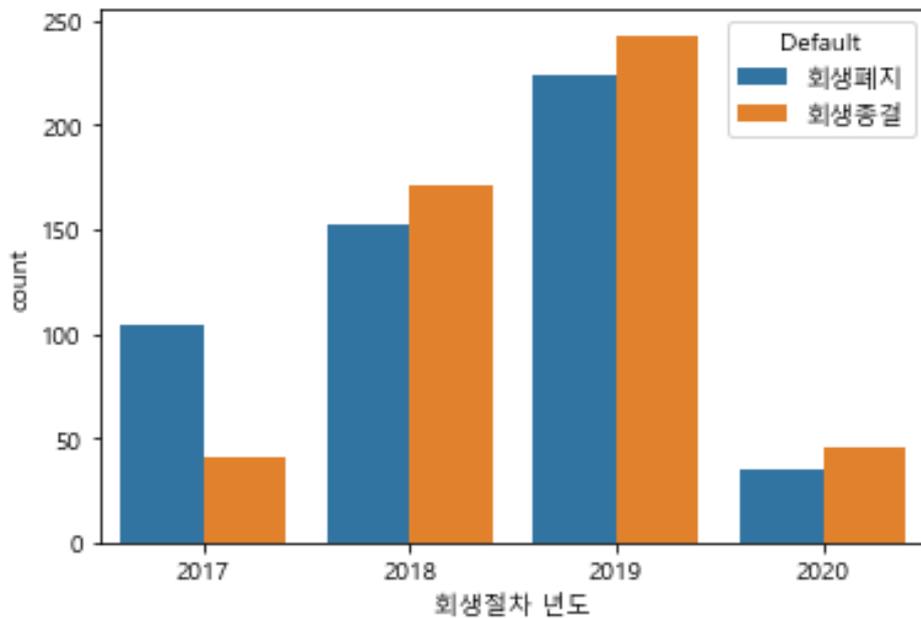
회생절차 종결 및 폐지에 대한 추이를 살펴보면, 회생폐지 대비 회생종결 비중이 점차 증가하는 것을 확인할 수 있다(<그림 1> 참조), 이 현상은 최근 “조기종결” 추세 때문인 것으로 추정한다. 원칙적으로, 회생절차 대상기업은 채무변제 계획을 이행하는 동안 자금지출, 고용, 계약 등 경영권 전반에 관해 법원의 허가없이 집행할 수 없다. 그러나 채무변제가 장기화되는 경우 경영정상화가 지체될 가능성이 크고, 법원 또한 관리업무가 과중될 염려가 있으므로, 법원은 관리인·회생채권자·회생담보권자의 신청 또는 직권으로 회생절차 조기종결을 결정할 수 있다.

이처럼 최근 회생절차에 머무는 기간이 약 1년 안팎인 등 ‘조기종결’하는 사례가 대부분을 차지하면서, 회생종결 및 폐지를 예측하는데 회생절차개시신청 직전 또는

² 회생기업 데이터는 한국자산관리공사와 한국기업데이터(KED)의 업무협약에 따라 기업구조혁신지원센터 온기업 데이터베이스에서 관리하고 있으며, 제한된 투자자에 한해 회생기업 정보를 열람할 수 있다.

전년도 정보만 활용하는데 큰 문제가 없을 것으로 추정한다. 만약 연간으로 재무정보를 공시하는 임의의 중소기업이 회생절차에 2년 이상 머물렀다면, 두 번의 연간 재무정보를 공시할 수 있기 때문에 시간의 흐름에 따른 재무정보를 추가적으로 고려해야할 수도 있다. 그러나, 최근 대부분 ‘조기종결’ 사례는 시변하는(time-varying) 재무정보 고려 가능성을 배제시켜주는 장점을 제공한다.

<그림 1> 연도별 회생절차 종결 및 폐지 비중 (2020년 3월 기준)



또한, 회생절차개시신청 직전 또는 전년도 정보는 시장참여자가 접근할 수 있는 ‘광의’의 부도 직전 마지막 시점의 정보라는 데 중요한 의의가 있다. 기업이 회생절차를 신청하면, 회계법인의 조사보고서를 통한 계속기업·청산가치, 회생계획안을 통한 채무변제 정보가 생성된다. 직관적으로, 회생절차 안에서 생성되는 정보는 회생종결 및 폐지에 중요한 영향을 미칠 가능성이 크다. 예를 들어, 청산기업가치가 계속기업가치보다 크다면, 해당기업은 회생절차 폐지로 완료될 가능성이 매우 크다. 그러나 원칙적으로 시장참여자가 회생절차 안에서 생성된 정보에 접근하는 것은 거의 불가능하기 때문에, 본 연구는 시장참여자 관점에서 회생절차개시신청 전 재무건전성이 가장 악화된 시기의 마지막 정보를 활용해

회생절차 결과를 예측하고자 한다.

2. 분석 알고리즘

본 연구는 독립변수와 범주형(categorical) 종속변수 사이의 선형관계를 추정하여 사건의 발생 가능성을 분류(classification)하기 위해 로지스틱 회귀분석(logistic regression)을 활용한다. 최근 앙상블(ensemble) 트리 또는 인공신경망 같은 머신러닝 기법을 활용하여 비선형관계를 추정하려는 시도가 존재하지만, 본 연구는 가장 기본적인 이해하기 쉬운 선형관계를 추정하고자 한다:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon. \quad (1)$$

여기서 β_0 는 상수항, β_i for $i = 1, 2, \dots, p$ 는 회귀계수, p 는 독립변수의 개수, ε 은 예측오차를 의미한다. 구체적으로, 로지스틱 회귀분석의 종속변수 y 는 사건 발생 범위인 $[0, 1]$ 에 위치해야 하므로, 로짓변환을 통해 계수들을 추정한다:

$$\text{로그 오즈비} = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p. \quad (2)$$

여기서 p 는 사건이 발생할 확률(예: 회생폐지 확률)을 의미한다:

$$p = \frac{1}{1 + \exp\{-\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p\}}. \quad (3)$$

식(2)의 오즈비는 X_1 이 1단위 변하고 나머지 변수 X_2, \dots, X_p 가 변하지 않을 경우 사건이 발생하지 않을 확률 대비 사건이 발생할 확률의 비율인 오즈비 $p/(1-p)$ 가 $\exp(\beta_1)$ 만큼 증가한다. 만약 $\exp(\beta_1)$ 이 1보다 크다면 X_1 가 증가함에 따라 사건 발생 확률이 증가하며, 반대로 $\exp(\beta_1)$ 이 1보다 작다면 사건 발생 확률이 감소하게 된다.

또한, 본 연구는 과적합(overfitting)을 방지하고 독립변수 선택시 연구자의 주관을 최대한 배제하기 위해 라소(Lasso) 정규화(regularization)를 수행하였다:

$$\min_{\beta} L(\beta) + \sum_k \alpha_k |\beta_k|,$$

여기서 $L(\beta)$ 는 음의 로그우도함수(negative log likelihood)이고, 마지막 항은 라소 정규화의 페널티 항을 의미하며 α_k 는 값이 클수록 정규화 강도가 증가한다. 라소 정규화는 사건 발생 확률에 유의미한 영향을 미치지 않는 독립변수의 계수를 0으로 수렴시킴으로써 과적합을 방지함과 동시에 변수 선택을 동시에 수행할 수 있는 장점을 지닌다.

3. 해석 알고리즘

최근 머신러닝 방법과 인공지능망을 활용한 딥러닝 방법이 복잡해지면서 입력(input)과 출력(output)만 확인할 수 있을 뿐, 모형의 결과가 도출되는 원인(즉, 인과관계) 및 해석이 어려워지는 추세이다. 그래서, 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘 내부는 블랙박스(black box)라고 불리기도 한다.

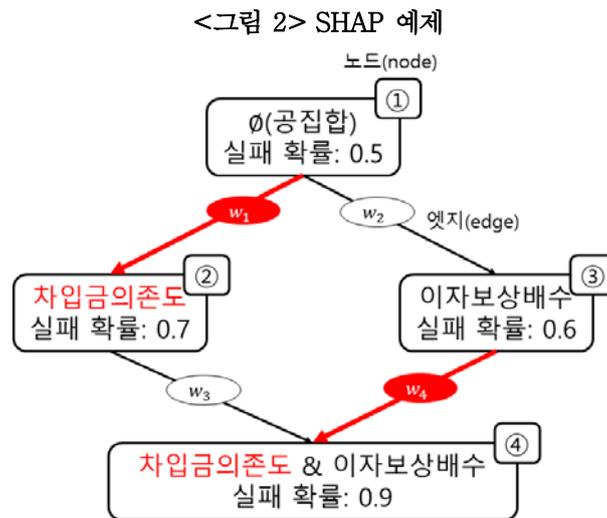
본 연구는 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 개념을 활용해 로지스틱 회귀분석 결과를 해석하고자 한다(Lundberg and Lee, 2017). SHAP이란 하나의 변수에 대한 중요도를 알기 위해 여러 특성들의 조합을 구성하고 해당 변수의 유무에 따른 총 한계효과(marginal effect)를 의미한다.³ 물론 선형 관계가 바탕인 로지스틱 회귀분석은 직관적으로 이해하기 쉬운 결과를 도출하기 때문에 해석 알고리즘이 필요하지 않지만, 향후 머신러닝 및 딥러닝 분석에 응용될 수 있는 만큼 활용 가능성을 타진해보도록 한다. 독자의 이해를 돕기 위해, 다음 예제를 통해 차입금의존도의 SHAP을 살펴보자(<그림 2> 참고).

위 예제는 간단하게 차입금의존도와 이자보상배수 2가지 변수로 구성되어 있다. 2개의 변수로 만들 수 있는 모형은 총 4개($= 2^2$)이고, 각 노드가 개별 모형을 대표하며, 설명을 위해 예시 실패확률(예: 회생폐지 확률)을 설정하였다. 각 노드는 엣지(edge)로 연결되어 있고, 각 층마다 엣지의 합은 1이고 동일한 가중치를 가진다고 가정한다(즉, $w_1 + w_2 = 1$; $w_3 + w_4 = 1$; $w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = 1/2$). 이

³ 로지스틱 회귀분석의 한계효과 설명은 III.3절에서 자세히 살펴보도록 한다.

상황에서 차입금의존도 유무가 갖는 한계효과는 다음과 같이 계산할 수 있다:

- 차입금의존도 1st 한계효과 : 노드② 확률 - 노드① 확률 = 0.2
- 차입금의존도 2nd 한계효과 : 노드④ 확률 - 노드③ 확률 = 0.3
- 차입금의존도의 총 한계효과(SHAP) = $w_1 \times 0.2 + w_4 \times 0.3 = 0.25$



결과적으로, 위 예제에서 차입금의존도의 유무가 실패확률에 미치는 총 한계효과는 0.25이고, 마찬가지로 방법으로 계산한 이자보상배수의 SHAP은 0.15이다. 이 계산 결과가 의미하는 바는 차입금의존도가 이자보상배수보다 실패에 약 10% 더 영향을 미치며, 최종 실패확률(0.9)은 공집합 확률(0.5) + \sum (독립변수 SHAP) (0.25+0.15)으로 구성된다는 것이다. 반면, 전통적인 한계효과는 최종 모형을 바탕으로 계산한다. 예를 들어 차입금의존도에 대한 전통적인 한계효과는 노드③과 노드④ 확률의 차이인 0.3이다:

- 차입금의존도 한계효과 : 노드④ 확률 - 노드③ 확률 = 0.3

이처럼 SHAP을 통한 차입금의존도의 한계효과 25%는 전통적인 한계효과 30%와

차이를 보일 수 있다. 위 예제는 차입금의존도에 대한 전통적인 한계효과가 5% 정도 과대평가되었음을 보여주는데, 이러한 차이가 발생하는 주된 이유는 위 예제에서 차입금의존도와 이자보상배수 사이에 상관관계가 존재하기 때문이다. 만약 두 재무비율이 완벽하게 독립이라면, SHAP을 통한 결과와 전통적인 한계효과는 같은 값을 도출해야할 것이다. 다시 말해서, SHAP을 활용한 분석은 변수 사이의 상호작용을 고려한 일반화된 한계효과로 이해할 수 있겠다. 이처럼 SHAP 분석은 장점도 있는 반면, 단점도 뚜렷하다. SHAP 분석은 독립변수의 여러 조합을 통해 한계효과를 계산하는 방법으로 수치적으로 많은 계산을 필요로 한다(예: 기업 당 2¹⁹; 여기서 19는 독립변수의 수), 그럼에도 불구하고, 본 연구는 최근 발전된 컴퓨팅 능력을 최대한 활용해 변수의 영향도의 일반화를 시도하였다.

4. 데이터전처리

본격적인 분석에 앞서 크게 3가지의 데이터전처리를 수행하였다.

첫째, 결측치(<표 1> 참고)가 일부 있는 회생기업 샘플 전부를 삭제하지 않고 각 결산기준연월에 해당하는 중위값을 추정해 대체하였다. 예를 들어, A라는 회생기업이 2017년도 결산기준연월에 이자보상배수가 누락되어 있다면, 같은해 회생절차를 신청한 기업의 이자보상배수에서 중위값을 산출해 A기업의 이자보상배수로 대체하였다. 구체적으로, 각 결산기준연월에 10개 이상의 기업이 존재해야 하며, 만약 10개보다 작은 샘플이 존재할 경우 본 연구의 전체 1,016개의 샘플의 중위값으로 대체하도록 알고리즘을 구성하였다. 참고로 한 개라도 결측치가 있는 기업을 샘플에서 제외하게 되면 분석 가능한 샘플 수가 845개로 줄어들게 된다.

둘째, 모든 재무비율은 백분위(percentile) 5% 이상 95% 이하 값으로 이상치를 보정하여 이상치로 인해 예측결과의 불안정성을 제거하고자 했다. 일반적으로, 외감을 받지 않은 일반법인은 분식회계 위험이 있을 뿐만 아니라 데이터 신뢰도가 낮아 비현실적인 재무비율을 가질 가능성이 크다. 예컨대, 1,016개 기업의 '당기순이익율' 최소값은 -2818.11%으로 나타났는데, 윈저화(winsorization)를 통해 전체 회생기업 샘플의 5% 백분위 값인 -191.28%로 보정하였다.

셋째, 원저화 후에 표준화(standardization)를 수행하여 독립변수의 스케일을 조정하였다. 표준화를 수행한 주된 이유는 독립변수의 서로 다른 단위를 맞춰줌으로써 (<표 1> 참고), 추후 회귀계수 해석 시 회생폐지에 미치는 영향 등을 비교하기 쉽게 만들기 위해서다. 뿐만 아니라 라소 정규화 수행시 변수들의 표준편차를 동일하게 1로 맞춰줌으로써 서로 다른 스케일 효과를 미리 상쇄할 수 있는 장점이 있다.

넷째, 1,016개 전체 회생기업 데이터의 80%를 모형의 모수 추정에 활용했고, 나머지 20%를 모형의 검증에 활용하였다. 추가적으로, 모수 추정에 활용한 80%의 훈련(train) 데이터는 중첩교차검증(nested cross validation; nested CV) 방식으로 최적의 모형 선택 및 초모수의 최적화를 수행하였다: 외부루프는 RepeatedStratified 10-fold CV, 내부루프는 Stratified 3-fold CV.⁴ 예를 들어, 훈련데이터(전체 80%) 중 90%(10 fold 중 9개)를 또 다시 3개 fold로 나누고 내부루프를 돌면서 최적의 초모수를 찾는다. 다음, 최적의 초모수(예: 라소 패널티 강도)를 적합(fit)한 모형을 바탕으로 나머지 10%(10 fold 중 1개)의 데이터를 활용해 모형의 성능지표인 binary logloss값을 도출한다:

$$\text{Log loss} = -(y \cdot \log(p) + (1 - y) \log(1 - p)).$$

이 전체 과정을 5번 반복수행(Repeated)하면서 결론적으로 총 50개(= 5 × 10)의 모형의 적합도를 비교하며, 그 중 binary loss값이 가장 작은 최종 모형 및 초모수를 선택하였다.

5. 예측 결과

중첩교차검증을 통해 추정된 모형으로 회생절차 폐지 예측 성과를 비교해보자(<표 2> 참조). 먼저 훈련데이터의 경우(Panel A 참조), 실제 회생폐지가 발생한 경우를

⁴ Stratified K-fold CV는 전체 데이터의 회생종결 및 폐지 비율을 유지하면서 샘플의 fold를 나누는 방식이고, RepeatedStratified CV는 Stratified CV 과정 전체를 랜덤하게 반복 수행하는 방식이다. 로지스틱 회귀분석의 라소 패널티 강도 α 의 최적화는 Python 패키지 hyperopt를 사용하였다.

모형이 회생폐지로 판별한 비율(recall)은 약 75.3%(=305/405)이며, 모형이 회생폐지로 예측한 경우 중 실제로 회생폐지가 발생한 비율(precision)은 약 63.0%(=305/484)로 추정되었다. 모형의 모수에 활용하지 않은 시험데이터의 경우(Panel B 참조), recall은 약 69.1%(=76/110), precision은 약 62.8%(=76/121)로 도출되었다.

<표 2> 예측 정오표

Panel A: 훈련데이터

		예측		합계
		회생중결	회생실패	
실제	회생중결	228	179	407
	회생폐지	100	305	405
합계		328	484	812

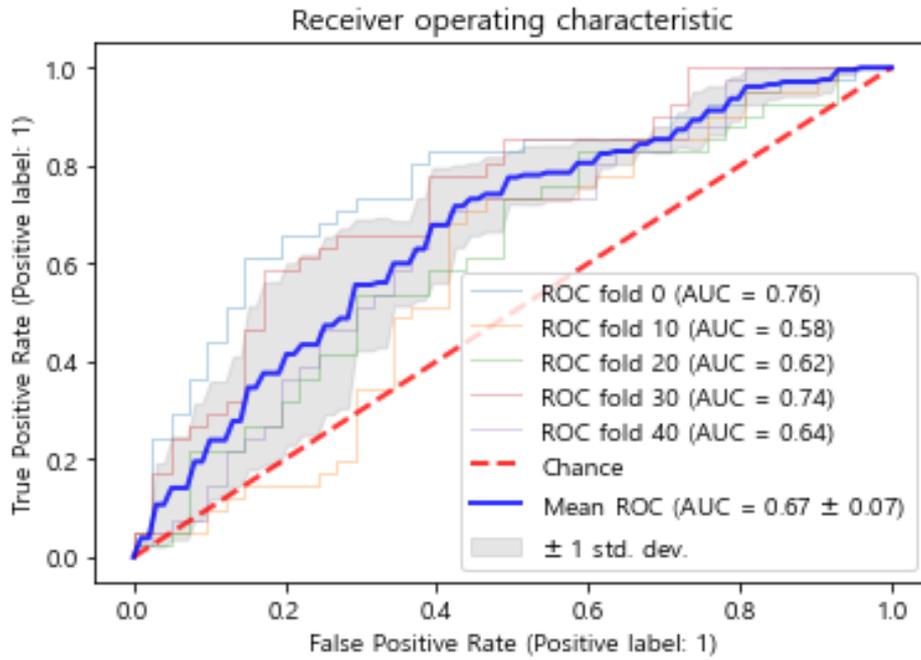
Panel B: 시험데이터

		예측		합계
		회생중결	회생실패	
실제	회생중결	49	45	94
	회생폐지	34	76	110
합계		83	121	204

결론적으로, 두 가지 예측지표 recall과 precision이 훈련 및 시험데이터에 상관없이 고르게 추정된 것으로 나타났는데, 이는 라소 정규화와 중첩교차검증을 통해 과적합 문제를 상당 부분 해소했기 때문인 것으로 추정한다. 실제로 중첩교차검증을 통해 또 다른 분류 예측지표인 ROC(receiver operating characteristic)을 비교해 본 결과(<그림 3> 참조), 훈련데이터 ROC의 평균 오차범위(0.67 ± 0.07 ; 평균±표준편차)에 시험데이터 ROC(0.62)가 포함된 것이 위 주장을 뒷받침해준다.

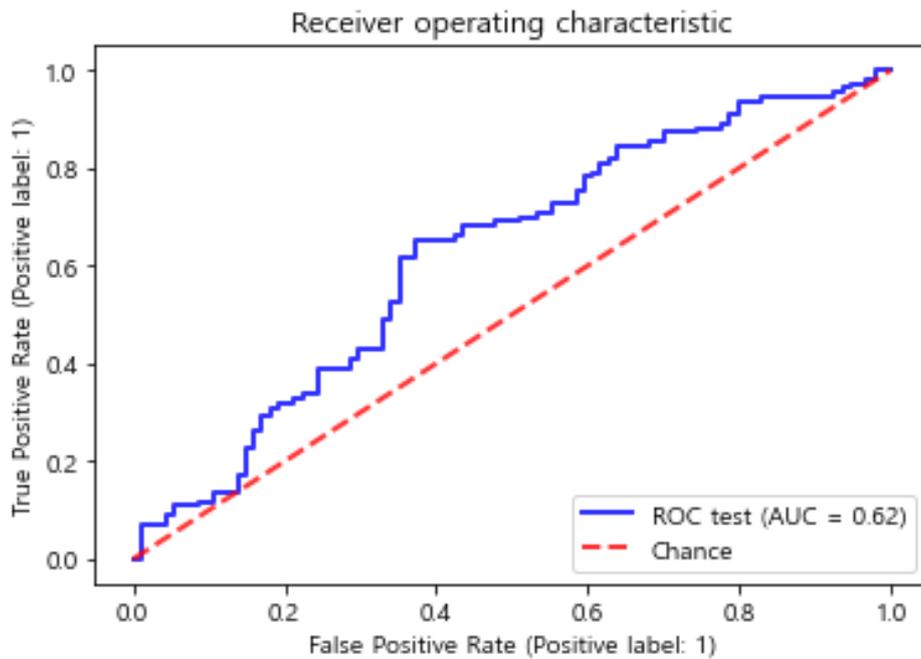
<그림 3> 중첩교차검증 결과

Graph A: 훈련데이터



주) 총 50회의 ROC 그래프 중에 그 중 5개(fold 0, 10, 20, 30, 40)를 선택해 그림에 나타냈다.

Graph B: 시험데이터



III. 분석 결과

1. 라소 정규화를 활용한 추정 결과

본 절은 훈련데이터와 라소 정규화를 활용해 추정한 독립변수의 회귀계수와 통계적 유의성에 대해 살펴본다(<표 3> 참조). 여기서 크게 세 가지 사실을 확인할 수 있다.

<표 3> 로지스틱 회귀분석 추정결과

	계수	표준편차	z	p > z
상수 β_0	0	-	-	-
종업원수	-0.037	0.091	-0.409	0.683
자기자본비율	0.405	0.135	2.991	0.003
부채비율	0.044	0.077	0.571	0.568
이자보상배수	0.050	0.125	0.400	0.689
유동비율	0.000	-	-	-
당기순이익율	0.077	0.161	0.479	0.632
차입금의존도	0.514	0.118	4.370	0.000
영업이익률	-0.046	0.179	-0.255	0.799
매출원가율	0.334	0.095	3.524	0.000
EBITDA 마진율	0.000	-	-	-
ROIC	0.135	0.118	1.136	0.256
ROE	0.000	-	-	-
총자산증가율	0.374	0.107	3.504	0.000
자기자본증가율	0.040	0.092	0.432	0.665
매출액증가율	-0.011	0.084	-0.131	0.896
영업이익증가율	0.076	0.089	0.849	0.396
순이익증가율	0.000	-	-	-
재고자산회전율	-0.036	0.073	-0.485	0.628
매입채무회전율	0.063	0.081	0.776	0.438

주) 5% 수준에서 통계적으로 유의한 결과를 산출한 변수는 굵은 글씨로 나타냈다.

첫째, 유동비율, EBITDA마진율, ROE, 순이익증가율은 라소 정규화를 통해 추정된 계수가 0으로 수렴했기 때문에, 회생절차 폐지에 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

둘째, 5% 신뢰수준에서 회생폐지에 큰 영향을 미치는 요인은 계수의 크기 순서대로 차입금의존도, 자기자본비율, 총자산증가율, 매출원가율로 나타났다($p > |z|$ 참조). 특히, 차입금의존도(=총 금융차입금/총 자산)가 회생폐지에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 이는 신용위험이 타인/타기관에서 차입한 자금 또는 이자비용을 기일 내에 상환하지 못해 발생한다는 직관과도 일치한다. 구체적으로, 차입금의존도가

한 단위 증가 시 회생종결 대비 회생폐지 비율이 약 $67\% (= \exp(0.514) - 1)$ 만큼 증가하는 것으로 나타났다.

셋째, 종업원수, 부채비율, 이자보상배수, 당기순이익율, ROIC, 자기자본증가율, 매출액증가율, 영업이익증가율, 매입채무회전율은 5% 신뢰수준에서 "(회생종결 대비) 회생폐지 가능성(즉, 로그 오즈비)"에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 참고로 이자보상배수(\approx 영업이익/이자비용)가 1 이하인 경우 영업이익으로 이자를 감당하지 못함을 의미하는데, 주로 정상기업과 한계기업을 판별할 때 많이 사용되는 지표이다. 그러나, 한계기업이 '광의'의 부도인 기업이 회생절차에 들어갈 경우 이 지표가 더 이상 회생종결 및 폐지에 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

또 한 가지 특이한 결과는 자기자본비율(=총 자본/총 자산)과 (전년대비) 총자산증가율이 "회생종결 대비 회생폐지 비율(로그 오즈비)"에 정(+)의 효과를 미친다는 점이다. 일반적으로 자산에서 자기자본이 차지하는 비중이 클수록 재무건전성이 우수함을 고려했을 때, 이 비율들의 증가는 로그 오즈비에 부(-)의 효과를 미쳐야 함에도 불구하고, 로지스틱 회귀분석 결과는 이와 반대되는 결과를 도출했다. 본 연구는 이러한 부(-)의 효과에 대한 원인을 회생기업의 자본잠식 가능성에서 찾고자 한다. 예컨대 올해 자기자본 -2, 작년 자기자본 -1인 회생기업A은 작년 대비 올해 자기자본이 감소해 재무건전성이 악화되었음에도 불구하고 자기자본증가율은 $+1 = (-2 - (-1)) / -1$ 로 산출된다. 반면, 올해 자기자본 0, 작년 자기자본 -1인 회생기업B의 자기자본증가율은 $-1 = (0 - (-1)) / -1$ 로 산출되는데, 전년 대비 완전자본잠식에서 벗어났음에도 불구하고 재무건전성이 악화된 것처럼 착시현상이 나타난다. 이와 같은 사례에서 비취볼 때, 자기자본을 포함한 재무비율(예: 부채비율(=총 부채/총 자본), 자기자본비율(=총 자본/총 자산))은 로지스틱 회귀분석의 결과 해석시 정보의 왜곡을 야기할 가능성이 커 주의를 필요로 한다.

마지막으로 강조하고 싶은 사실은 매출원가율(=매출원가/매출액)이 (회생종결 대비) 회생폐지에 미치는 영향이다. 구체적으로, 매출원가율 한 단위 증가 시 로그 오즈비가 약 $40\% (= \exp(0.334) - 1)$ 증가하는 것으로 나타났다. 매출액을 포함한 다른 비율(예: 영업이익률(=영업이익/매출액), 당기순이익율(=당기순이익/매출액))이 5%

수준에서 통계적으로 유의하지 않음을 고려할 때, 수익(영업이익, 당기순이익)보다 비용(매출원가)이 회생기업의 생존 결과에 큰 영향을 미침을 추론할 수 있다.

2. 부트스트랩(bootstrap)을 활용한 추정결과

본 절은 부트스트랩을 활용해 III.1절에서 추정한 결과를 비교·분석하고자 한다. 먼저 중첩교차검증을 통해 도출한 최적의 패널티 강도를 알고리즘에 공통적으로 적용시킨 후, 전체 샘플 1,016개 중 반복을 허용하여 무작위로 80%의 서브샘플을 선택해 모형을 학습시키는 개별 과정을 총 1,000번 수행시킨다. 이와 같이 랜덤샘플링을 활용하는 방법은 시간이 많이 소요되는 단점이 존재하지만, 샘플선택편향(sample selection bias) 문제를 최소화하여 결과의 신뢰도를 높일 수 있는 장점이 있다.

<표 4> 부트스트랩을 활용한 로지스틱 회귀분석 추정결과

	계수의 평균	계수의 표준편차	95% 신뢰구간 Lower bound	95% 신뢰구간 Upper bound
종업원수	-0.071	0.087	-0.313	0
자기자본비율	0.287	0.141	0.020	0.079
부채비율	0.040	0.059	-0.053	0.177
이자보상배수	0.085	0.094	0.000	0.316
유동비율	0.007	0.048	-0.093	0.131
당기순이익율	0.179	0.120	0.000	0.452
차입금의존도	0.426	0.120	0.209	0.667
영업이익률	-0.097	0.113	-0.376	0.000
매출원가율	0.305	0.091	0.133	0.485
EBITDA 마진율	-0.010	0.047	-0.162	0.000
ROIC	0.156	0.105	0.000	0.371
ROE	0.007	0.047	-0.090	0.116
총자산증가율	0.285	0.103	0.098	0.506
자기자본증가율	0.035	0.062	-0.059	0.188
매출액증가율	-0.022	0.053	-0.149	0.072
영업이익증가율	0.035	0.061	-0.060	0.188
순이익증가율	0.021	0.052	-0.076	0.148
재고자산회전율	-0.038	0.057	-0.168	0.062
매입채무회전율	0.056	0.061	-0.028	0.195

주) 5% 신뢰수준에서 통계적으로 유의한 결과를 산출한 변수는 굵은 글씨로 나타냈다.

분석 결과, 부트스트랩을 통해 추정한 차입금의존도 평균계수(0.426)가 다른 변수들의 평균계수보다 큰 것으로 나타났다(<표 4> 참조). 이 결과는

차입금의존도가 회생종결 대비 회생폐지 비율(로그 오즈비)에 가장 큰 영향을 미친다는 <표 3>의 주요 결과와도 일치한다. 또한, 1,000번의 부트스트랩 과정에서 크기순으로 25번째 위치하는 값(95% 신뢰구간 Lower bound)이 0.209, 975번째 위치하는 값(95% 신뢰구간 Upper bound)이 0.667로 나타났는데, 이 신뢰구간이 통계적 유의성의 기준값인 0을 포함하지 않으므로 통계적으로 강건한 결과임을 확인할 수 있다. 이와 같은 맥락에서 자기자본비율, 매출원가율, 총자산증가율의 95% 신뢰구간이 0을 포함하지 않는 반면, 나머지 재무비율은 0을 포함하는 것으로 나타났으며, 이 또한 <표 3>의 결과와도 일치하는 것을 확인할 수 있다.

III.1~2절 결과를 종합하면, 19개 독립변수 중에 4가지 정보(차입금의존도, 자기자본비율, 총자산증가율, 매출원가율)가 회생절차 결과에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 여기서 자본잠식으로 정보가 왜곡시킬 가능성이 있는 자기자본비율 및 총자산증가율을 제외할 경우, 차입금의존도와 매출원가율이 시장참여자 관점에서 회생기업의 생존가능성을 가늠하는데 매우 중요한 정보인 것으로 추정된다. 즉, 이자비용을 수반하는 차입금 비중이 적어 신용위험이 낮고, 수익보다 비용지출이 적은 기업일수록 회생절차에서 생존할 가능성이 높은 것으로 나타났다.

3. 한계효과(marginal effect)

한계효과란 다른 모든 독립변수가 일정하다고 가정할 때, 특정 독립변수가 사건에 미치는 확률에 미치는 영향을 의미한다. 앞서 로지스틱 회귀분석 결과가 “회생종결 대비 회생폐지 비율(로그 오즈비)”라는 상대적 개념임을 고려할 때, 한계효과는 실무적인 관점에서 절대적인 개념인 “회생폐지 확률”로 해석할 수 있는 장점이 있다. 예를 들어, 차입금의존도가 한 단위 증가 시 “회생종결 대비 회생폐지 비율”은 약 67%(= $\exp(0.514) - 1$)만큼 증가한다고 해석했다면(<표 3> 참조), 한계효과는 차입금의존도가 한 단위 증가할 경우 “회생폐지 확률”이 얼마나 변하는지 추정하는 것이 목적이다.

본 절은 세 가지 한계효과에 대해 탐구한다: (a) 한계효과의 평균(Average Marginal

Effect: AME), (b)평균의 한계효과(Marginal Effect at Mean: MEM), (c)중위의 한계효과(Marginal Effect at Median: MEMdn)이다. 이론적으로 회생기업A의 특정 독립변수 X_1 에 대한 한계효과는 다음과 같이 구할 수 있다(식(3) 참조):

$$\frac{\partial p}{\partial X_1} = \frac{\beta_1 \exp\{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p)\}}{1 + \exp\{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p)\}^2} = \beta_1 \times \Pr(y = 1|X) \times \Pr(y = 0|X), \text{ for } i = 1, \dots, p$$

여기서 $\Pr(y = 1|X)$ 는 독립변수 $X = [X_1, \dots, X_p]'$ 입력시 회생폐지($y = 1$) 확률, $\Pr(y = 0|X)$ 은 회생종결($y = 0$) 확률을 의미한다. (a) AME는 개별 회생기업의 입력변수 X 에 해당하는 회생폐지 확률 $\Pr(y = 1|X)$ 과 회생종결 확률 $\Pr(y = 0|X)$ 을 활용해 개별 한계효과를 계산하고, 최종적으로 전체 평균을 통해 도출한다.⁵ (b) MEM은 19개 개별 독립변수의 샘플 평균 X_{mean} 을 입력해 도출하며, (c) MEMdn은 19개 개별 독립변수의 샘플 중위 X_{median} 을 입력해 산출한다.

<표 5> 한계효과 결과

	AME	MEM	MEMdn
종업원수	-0.008	-0.009	-0.009
자기자본비율	0.092	0.101	0.100
부채비율	0.010	0.011	0.011
이자보상배수	0.011	0.012	0.012
유동비율	-	-	-
당기순이익율	0.018	0.019	0.019
차입금의존도	0.117	0.129	0.127
영업이익률	-0.010	-0.011	-0.011
매출원가율	0.076	0.083	0.082
EBITDA 마진율	-	-	-
ROIC	0.031	0.034	0.033
ROE	-	-	-
총자산증가율	0.085	0.093	0.092
자기자본증가율	0.009	0.010	0.010
매출액증가율	-0.002	-0.003	-0.003
영업이익증가율	0.017	0.019	0.019
순이익증가율	-	-	-
채고자산회전율	-0.008	-0.009	-0.009
매입채무회전율	0.014	0.016	0.015

⁵ 예를 들어, 회생기업A이 회생종결 확률 20%, 회생폐지 확률 80%로 추정되었다고 가정해보자. 회생기업A의 차입금의존도에 대한 ME는 $\beta_{\text{차입금의존도}} \times 20\% \times 80\% \approx 0.082$ 이다($\beta_{\text{차입금의존도}} = 0.514$ (<표 3> 참조)). 차입금의존도의 AME는 모든 기업의 차입금의존도 ME를 평균내어 도출한다.

먼저, 회생폐지에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타난 차입금의존도는 한 단위 증가 시 약 12~13%정도 회생폐지 확률이 증가하는 것으로 나타났다(<표 5> 참조): AME 11.7%, MEM 12.9%, MEMdn 12.7%. 자본잠식으로 인해 해석에 주의를 요하는 자기자본비율 및 총자산증가율을 제외하고 5% 수준에서 통계적으로 유의했던 매출원가율(<표 3> 참조)은 한 단위 증가 시 약 8% 정도 회생폐지 확률을 증가시키는 것으로 나타났다.

회생폐지 확률에 부(-)의 효과를 미치는 요인은 종업원수, 영업이익률, 매출액증가율, 재고자산회전율로 나타났다. 다시 말해서, 이 변수들이 크면 클수록, 회생폐지 가능성이 감소함을 의미한다. 예를 들어, 종업원수가 많은 기업일수록 회생폐지 가능성이 감소하는 것으로 나타나는데, 이는 대마불사(too big to fail)와도 밀접할 관련이 있는 것으로 해석할 수 있다.

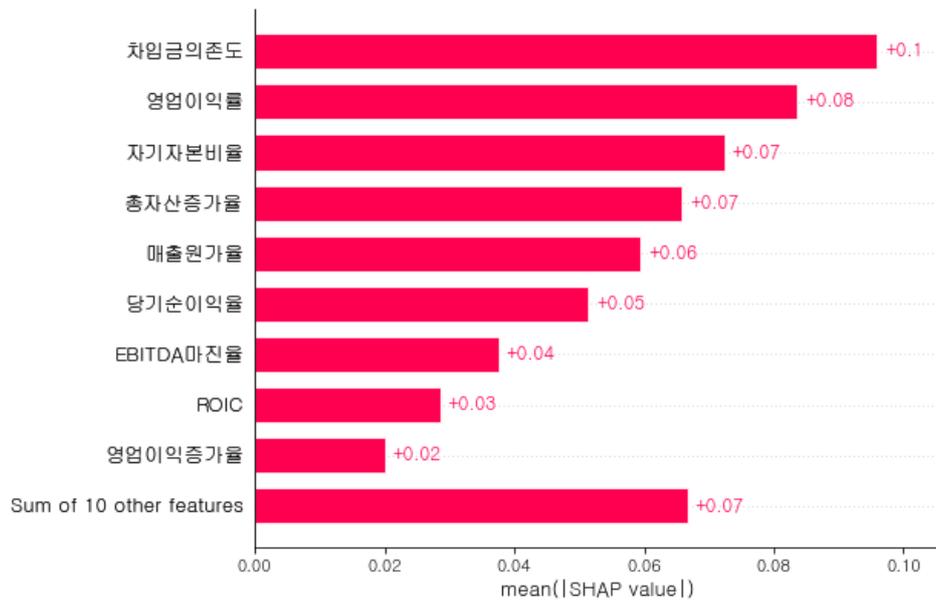
4. SHAP

본 절은 독립변수의 여러 조합으로부터 다양한 모형을 구성하여 총 한계효과를 분석하기 위해 SHAP을 활용한다. II.3절에서 언급한 바와 같이 III.3절의 전통적인 한계효과는 <그림 2>의 노드④와 같이 최종 모형만을 고려해 추정된 결과이며, 다양한 모형을 고려한 SHAP 결과 대비 과대 또는 과소추정 될 가능성이 존재한다. 앞서 로지스틱 회귀분석을 통해 (회생종결 대비) 회생폐지에 미치는 방향성(즉, 정(+) 또는 부(-))에 대해 탐구했으므로, 이번 절은 SHAP의 절대값 비교를 통해 변수의 중요도(feature importance)만 살펴보기로 한다(<그림 4> 참조).

분석 결과, 차입금의존도가 회생폐지 가능성에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 한 단위 증가 시 회생폐지 확률은 약 10% 변하는데, 이 수치는 <표 5>에서 나타낸 한계효과 약 13%보다 다소 감소한 수치이다. 여기서 한 가지 강조하고 싶은 사실은 영업이익률(=영업이익/매출액)이 차입금의존도 다음으로 회생폐지에 유의미한 영향을 미친다는 점이다. SHAP 결과는 영업이익률 한 단위 증가 시 회생폐지 확률이 약 8% 영향을 미치는 것으로 나타낸 반면, 최종 모형만을 고려한 한계효과는 약 1% 영향을 미치는 것으로 나타나 무려 7%의 차이가 나타났다(<표

5> 참조). 영업이익률이 회생폐지 가능성에 부(-)의 효과를 미침을 고려해보았을 때(<표 3>, <표 4>, <표 5> 참조), 매출액 대비 영업이익이 클수록 회생절차에서 생존할 가능성이 큰 것으로 해석할 수 있다. 다음 자기자본비율 및 총자산증가율의 SHAP은 약 7%로 추정되었으며, 매출원가율은 약 6%로 추정되었다.

<그림 4> 평균|SHAP|을 통한 변수중요도(훈련데이터)



주) 개별 회생기업의 요인별 SHAP을 구하고 절대값을 취한 후 전체 평균을 구해 도출하였다.

또 하나 눈여겨봐야 할 결과는 수익과 관련된 당기순이익율과 EBITA마진율의 SHAP이 각각 5%, 4%를 차지하는 점이다. 특히 EBITDA마진율(=세금, 이자, 감가상각비 차감 전 이익/매출액)은 라소 정규화시 계수가 0으로 수렴하여 한계효과가 0%로 추정되었지만(<표 5> 참조), 독립변수의 여러 조합을 통해 변수 사이 상호작용을 고려한 SHAP으로 다시 계산하면 회생폐지에 4% 기여하는 것으로 나타났다.

종합하면, 로지스틱 회귀분석에서 중요한 요인으로 추정되었던 차입금의존도, 자기자본증가율, 총자산증가율은 회생폐지에 미치는 영향도가 감소한 반면, 수익과 관련된 요인들의 영향도는 증가하는 새로운 사실을 발견하였다. 즉, 차입금이 적어

신용위험이 작으면서 수익은 많이 창출하고 비용은 적게 지출하는 기업이 회생절차에서 성공한다는 직관과 매우 부합되는 결과이다.

5. 구간 별 SHAP

본 절은 앞에서 분석한 SHAP을 구간대별로 분석하는 것이 목적이다. 공간 및 시간을 절약하기 위해 <그림 4>의 상위 결정요인 중에 차입금의존도(신용), 영업이익익률(수익), 매출원가율(비용)을 선택하여 살펴볼 것이다. <표 6>은 위 3가지 요인의 구간별 샘플수, SHAP의 평균, SHAP의 표준편차를 수록했다.

<표 6> 세 가지 독립변수의 SHAP 분포도

Panel A: 차입금의존도

구간(%)	샘플 수	평균	표준편차
(-20, 0]	42	-0.198	0.029
(0, 20]	68	-0.181	0.025
(20, 40]	123	-0.109	0.021
(40, 60]	208	-0.040	0.022
(60, 80]	196	0.024	0.020
(80, 100]	72	0.091	0.021
(100, 120]	31	0.149	0.023
(120, 140]	16	0.217	0.027
(140, 160]	11	0.263	0.028
(160, 180]	45	0.291	0.042
합계	812	-	-

주) 여기서 812개의 회생기업은 전체 1,016개의 80%인 훈련데이터를 의미한다.

Panel B: 영업이익익률

구간(%)	샘플 수	평균	표준편차
(-130, -110]	50	0.285	0.034
(-110, -90]	11	0.216	0.059
(-90, -70]	20	0.187	0.023
(-70, -50]	36	0.119	0.020
(-50, -30]	77	0.062	0.021
(-30, -10]	135	-0.005	0.021
(-10, 10]	432	-0.071	0.017
(10, 30]	51	-0.101	0.008
합계	812	-	-

Panel C: 매출원가율

구간(%)	샘플 수	평균	표준편차
(10, 30]	55	-0.197	0.025
(30, 50]	26	-0.132	0.020
(50, 70]	77	-0.071	0.019
(70, 90]	298	-0.013	0.016
(90, 110]	212	0.029	0.014
(110, 130]	75	0.084	0.020
(130, 150]	27	0.137	0.018
(150, 170]	42	0.176	0.018
합계	812	-	-

먼저, 차입금의존도는 비율이 증가할수록 회생폐지 가능성이 증가하는 것으로 나타나는 등 일관된 결과를 다시 한 번 확인할 수 있다(Panel A). 예컨대 차입금의존도가 (-20, 0] 구간에 속한 42개의 회생기업은 전체 훈련데이터의 평균 회생폐지 확률(51.3%) 대비 폐지확률이 평균 19.8% 감소하며 감소 편차는 약 2.9%로 나타났다. 반면, (160, 180]에 속한 45개의 회생기업은 51.3% 대비 평균 29.1% 폐지 확률이 증가하며, 편차는 4.2%로 나타났다. 이와 같은 증가 추세는 부록 <그림 A.1>에서 확인할 수 있다.

다음, 영업이익률이 증가할수록 회생폐지 가능성이 감소한다는 사실을 확인할 수 있다(Panel B). 구체적으로, 영업이익률이 (-130, -110]에 속한 50개의 기업은 회생폐지 가능성이 평균 28.5% 증가한 반면, (10, 30]에 속한 51개의 기업은 회생폐지 가능성이 평균 10.1% 감소하였다. 이러한 감소 추세는 부록 <그림 A.2>에서 확인할 수 있다.

마지막으로, 매출원가율이 클수록 회생폐지 가능성이 증가하는 것으로 나타났다(Panel C). 매출원가율이 (-10, 30]인 55개의 회생기업은 51.3%(훈련데이터 회생기업 평균 회생폐지 확률) 대비 19.7% 감소했으며, (150, 170]인 42개의 회생기업은 51.3% 대비 17.6% 증가하였다. 이러한 증가 추세는 부록 <그림 A.3>에서 확인할 수 있다.

IV. 결론

본 연구는 한국자산관리공사에서 보유한 회생기업 데이터를 활용해 회생절차 결과에 영향을 미치는 재무적 결정요인에 대해 탐구하고, 요인별로 미치는 영향력을 정량적으로 평가하였다. 본 연구의 주요 결과는 차입금이 적고(신용위험 ↓), 영업이익은 크며(수익 ↑), 매출원가가 작은(비용 ↓) 기업이 법원의 회생절차에서 생존해 경영정상화 가능성이 크다는 사실을 확인할 수 있었다. 또한 중첩교차검증, 라소 정규화, 부트스트랩, SHAP 등 다양한 최신 기법을 더하여 직관에 부합하는 신뢰도 높은 결과를 도출한 점이 본 연구의 의의라고 하겠다.

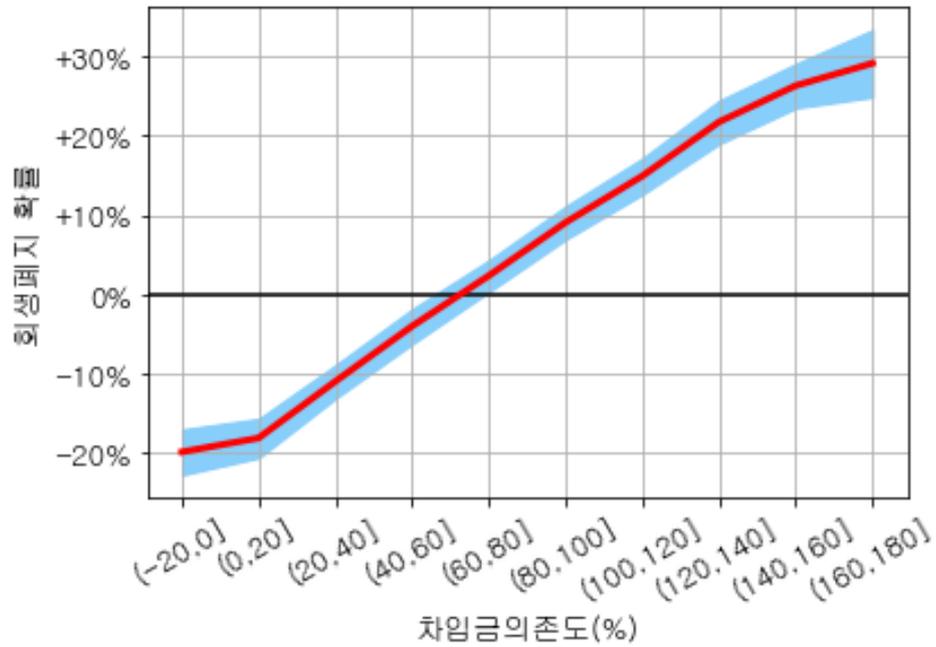
다만, 본 연구는 재무비율로 대표되는 계량형 변수만을 고려한 한계가 존재한다. 즉, 이러한 계량형 변수 외에도 기업규모, 업종, 정부제도 및 정책 등 비계량정보도 회생절차 결과에 유의미한 결과를 미칠 가능성이 클 것으로 추정되기 때문이다. 본 연구는 회생절차에 대한 데이터 기반 착수 실증분석으로서 기본적인 선형 관계에 바탕을 둔 로지스틱 회귀분석을 활용하였지만, 향후 머신러닝 및 딥러닝을 통해 비선형 관계를 추정하는 시도도 의미있는 연구가 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- 강동수. (2004). 이산선택모형을 이용한 워크아웃기업의 회생요인 분석.
- 박승두. (2018). 기업회생절차상 '한국형 Prepack 제도'(P-Plan) 의 개선 방안. *법학연구*, 57, 305-329.
- 박승두, & 안청현a. (2018). 기업회생제도에 관한 한국과 미국의 비교연구. *법학논총*, 35(3), 253-287.
- 박승두, & 안청현b. (2018). 미국 연방파산법 제 11 장의 기업회생제도. *법학논총*, 35(1), 107-138.
- 송신근, 권영국, & 원지영. (2014). 부실기업의 회생노력이 회생성과에 미치는 영향. *국제회계연구*, 58, 488-502.
- 송호신, & 윤창술. (2011). 부실기업의 회생에 관한 법제의 검토. *법학연구*, 19(3), 89-118.
- 이연갑. (2017). 최근 미국 기업회생절차의 개정 논의. *법조*, 66(3), 526-560.
- 정창욱, 김창호, & 이호욱. (2012). 기업의 회생 전략이 회생 성과에 미치는 영향에 대한 연구. *전략경영연구*, 15(2), 59-80.
- Lundberg, S., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *arXiv preprint arXiv:1705.07874*.

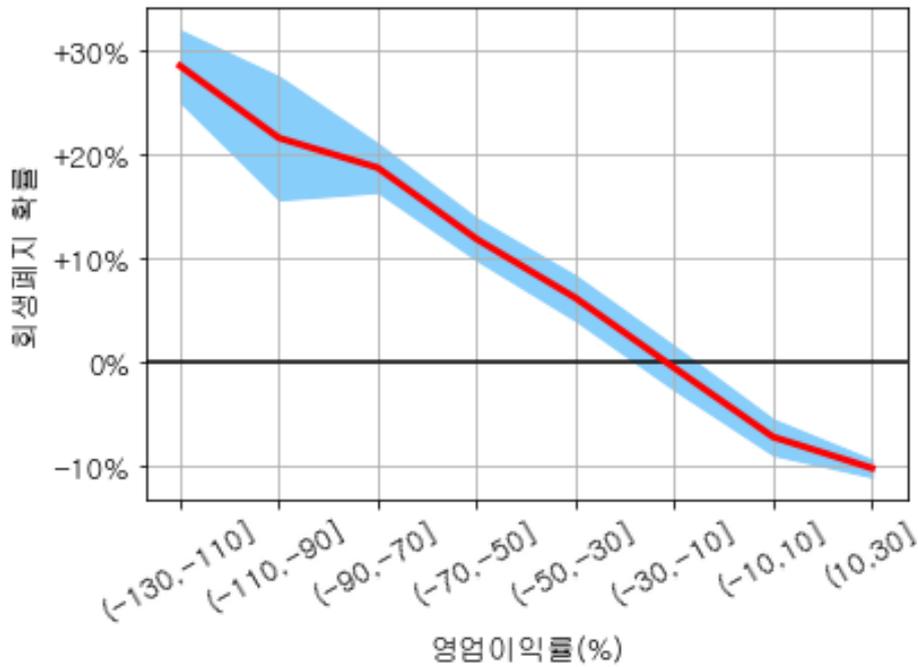
부록

<그림 A.1> 차입금의존도의 SHAP 분포(훈련데이터)



주) 여기서 0%는 훈련데이터 회생기업의 평균 회생폐지 확률 51.3%를 의미하며, y축은 이 평균(51.3%) 대비 구간별 회생폐지 기여도를 나타낸다. 빨간색 선은 <표 6>의 Panel A의 평균을 의미하고, 파란색 밴드는 표준편차를 의미한다.

<그림 A.2> 영업이익률의 SHAP 분포(훈련데이터)



<그림 A.3> 매출원가율의 SHAP 분포(훈련데이터)

