

소상공인 폐점 예측: Distance-to-Default 모형과 소비자 행동 데이터의 통합적 접근 Predicting SME Store Closures: An Integrated Approach Using a Distance-to-Default Model and Consumer Behavioral Data

정동영(주저자) · 배경한(공저자) · 김민솔(공저자) · 김지영(교신저자)

Dongyoung Jeong(First Author) · Kyeonghan Bae(Co-Author) · Minsol Kim(Co-Author)

· Alex Jlyoung Kim(Corresponding Author)

성균관대학교 경영대학 박사과정 Ph. D Student, SKK Business School, Sungkyunkwan University(jdy4877@skku.edu)

성균관대학교 경영대학 박사과정 Ph. D Student, SKK Business School, Sungkyunkwan University(qorudgks24@skku.edu)

성균관대학교 경영대학 박사과정 Ph. D Student, SKK Business School, Sungkyunkwan University(nationalsol@skku.edu)

성균관대학교 경영대학 부교수 Associate Professor, SKK Business School, Sungkyunkwan University(alex.kim@skku.edu)

.....

최근 국내 소상공인의 폐업률이 증가함에 따라, 폐업 위험을 사전에 예측할 수 있는 분석 체계의 필요성이 확대되고 있다. 그러나 기존 연구는 재무제표 중심의 접근에 의존하여, 재무정보 확보가 어려운 소상공인 맥락을 충분히 반영하지 못한다. 본 연구는 온라인 소비자 행동 데이터를 소상공인의 무형 자산가치로 재정의하고, 이를 Distance-to-Default (DTD) 기반 구조적 모형에 통합한 폐업 위험 평가 프레임워크를 제안한다. 또한 지역 환경에 따른 폐업 위험의 이질성을 함께 분석한다. 분석 결과, 제안 모형은 기존 방법 대비 AUC 0.20, 재현율 21.8% 향상을 보였으며, 장기 위험 수준, 단기 위험 추세, 지역 비용 요인이 핵심 예측 변수로 나타났다. 특히 4주 사전 예측에서 80.3%의 재현율이 확인되었다. 본 연구는 소비자 행동 데이터를 활용한 소상공인 폐업 위험 조기경보 시스템을 제시함으로써, 정책 입안자와 금융기관의 사전적 위험 식별에 실증적 시사점을 제공한다.

주제어: 소상공인 폐점 예측, Distance-to-Default (DTD), 소비자 기반 브랜드자산 (CBBE), 소비자 행동 데이터, 조기경보 시스템

As the closure rate of small and medium-sized enterprises (SMEs) in Korea rises, there is a growing need for models that can predict closure risk in advance. Prior studies rely heavily on financial statements that are often unavailable for SMEs, limiting their practical relevance. This study addresses this gap by using online consumer behavior data as a proxy for SMEs' business value and integrating them into a Distance-to-Default (DTD) -based structural model to assess closure risk, while accounting for regional heterogeneity. Using SME-level data, the proposed approach significantly outperforms existing methods, increasing the area under the curve (AUC) by 0.20 and recall by 21.8%. Long-term risk level, short-term risk trend, and regional cost conditions emerge as the most important predictors, and the model achieves a recall of 80.3% for four-week-ahead predictions. Overall, this study presents an online consumer data based early warning

system that offers practical implications for policymakers and financial institutions.

Keyword: Small and Medium-sized Enterprises Closure Prediction, Distance-to-Default, Customer-Based Brand Equity, Consumer Behavioral Data, Early Warning System

.....

1. 서론

최근 국내 소상공인의 폐업률은 지속적으로 증가하고 있으며, 이는 단순히 개별 사업자의 경영 실패를 넘어 지역 상권 위축, 고용 감소, 나아가 지역경제 전반의 침체로 이어지고 있다. 중소벤처기업부(2024)에 따르면 국내 소상공인의 5년 생존율은 약 34%로 OECD 평균 45.4% 보다 현저히 낮으며, 특히 음식 점업과 같은 대면 서비스 업종에서는 절반 이상이 3년 내 폐업하는 것으로 나타났다(경기도시장상권진흥원, 2024). 이러한 높은 폐업률은 사회 및 경제적 파급효과가 크다는 점에서, 소상공인의 생존과 폐업을 결정짓는 요인을 체계적으로 이해하고 이를 사전에 진단하려는 노력의 중요성이 학문 및 정책적 측면에서 점차 강조되고 있다.

이러한 문제의식 속에서, 폐점 예측 연구는 크게 재무적 접근과 비재무적 접근으로 전개되어 왔다. 재무 분야 연구는 기업의 부도 및 폐업 위험을 예측하기 위해 재무제표 및 임대료와 같은 비용 부담 요인에 기반한 다양한 계량적 모형을 발전시켜 왔으며, 구조적 신용위험 모형을 중심으로 폐업 가능성을 평가하는 체계를 구축해 왔다(Altman, 1968; Merton, 1974; Ohlson, 1980). 특히 Merton(1974)의 Distance-to-Default(DTD) 모형은 기업의 자산가치와 부채 수준 간의 관계를 통해 위험의 누적 과정과 변동성을 구조적으로 포착할 수 있다는 점에서, 기업의 폐업 위

험을 설명하는 대표적인 모형으로 활용되어 왔다.

한편, 소비자 행동 지표가 업체 성과와 생존 가능성을 설명하는 중요한 정보로 인식되면서, 마케팅 분야를 중심으로 온라인 리뷰, 평점, 방문 데이터 등 소비자 행동 데이터를 활용한 비재무적 접근이 전개되어 왔다. 선행 연구들은 소비자 행동 지표가 업체 성과 및 생존 가능성과 유의한 관련성을 지니며, 기존 재무 지표 대비 우수한 폐업 예측 성과를 보인다는 점을 보고하고 있다(Wang et al., 2016; Zhang and Luo, 2023). 이러한 실증적 결과는 소비자 행동 데이터가 마케팅적 성과를 설명하는 지표를 넘어, 업체의 내재적 가치를 반영할 수 있음을 시사한다. 이와 관련하여 Keller(1993)의 소비자 기반 브랜드자산(Customer Based Brand Equity, CBBE) 이론은 소비자 행동 데이터를 기업의 무형자산을 반영하는 지표로 해석할 수 있는 이론적 근거를 제공한다(Fornell et al., 2006; Luo and Homburg, 2007).

이처럼 폐점을 예측하는 선행 연구는 재무적 접근과 비재무적 접근이 각각 발전해 왔음에도 불구하고, 가파르게 상승하고 있는 소상공인 폐업 위험을 체계적으로 설명하는 데에는 여전히 한계가 존재한다. 구체적으로, 재무적 접근은 재무정보에 기반한 분석을 통해 위험을 평가해 왔으나, 공시 의무가 없거나 회계 인프라가 취약한 소상공인의 경우, 이러한 접근은 실질적인 적용에 제약이 따른다. 한편 비재무적 접근은 소비자 행동 데이터를 활용하여 소상공인 폐업 예측의 가능성을 제시하고 예측 정확도를 제고하였으나,

개별 소비자 행동 지표를 개별 변수 수준에서 분석하는데 머물러 폐업 위험 수준을 종합적으로 평가할 수 있는 통합적 분석 프레임워크를 제시하지는 못하는 실정이다.

앞선 한계는 소상공인 맥락에서 폐업 위험을 설명하기 위한 통합적인 관점의 필요성을 시사한다. 즉, 소상공인 맥락에서 소비자와의 상호작용을 통해 형성되는 무형적 가치가 경영 안정성과 폐업 위험을 설명하는데 중요한 역할을 하지만, 이러한 가치는 기존 폐업 예측 연구에서 위험 평가의 핵심 요소로 충분히 반영되지 않았다.

이에 본 연구는 소비자 행동 데이터를 활용하여 재무적 접근에 제약이 있는 소상공인의 폐업 위험을 보다 현실적이고 체계적으로 평가할 수 있는 분석 프레임워크를 제시하고자 한다. 구체적으로 온라인 리뷰와 같은 소비자 행동 데이터를 소비자의 인지도와 충성도를 반영하는 소상공인의 무형 자산가치로 재정의하고, 이를 DTD 구조적 모형에 반영함으로써 재무제표를 대체할 수 있는 지표로 활용하여 폐업 위험을 평가한다. 또한 지역별 임대료를 비용 부담 요인으로 반영하여, 지역 환경에 따라 이질적으로 나타나는 폐업 위험을 분석하고, 이러한 분석 결과를 바탕으로 소상공인의 폐업 위험을 사전에 평가할 수 있는 조기경보 시스템을 제시하고자 한다.

국내 최대 검색 플랫폼에서 수집된 소상공인 데이터를 활용하여, 서울 지역 업체를 대상으로 16개월간의 관측치를 분석하였다. 실증분석 결과, 소비자 행동 데이터를 활용한 DTD 기반 구조적 위험 평가 접근법은 전통적 소비자 행동 지표 집합 대비 예측 정확도(Accuracy, AUC)에서 0.20, 재현율(Recall)에서 21.8% 향상되었다. 변수 중요도 분석 결과, 누적된 소비자 성과에 비해 비용 부담이 얼마나 큰지를 나타내는 장기 위험 수준, 최근 소비자 성과 변화에 따른

단기 위험 추세, 그리고 지역별 임대료 수준을 반영한 지역 비용 환경이 핵심 예측 요인으로 확인되었으며, 특히 단기 위험 추세는 폐업 위험이 급격히 악화되는 업체를 조기에 식별할 수 있는 실질적 예측력을 보여주었다. Rolling Window 분석 결과, 8주 구간은 조기 감지 능력 측면에서 가장 효율적인 것으로 평가되었다. 요약하면, DTD 기반 구조적 접근은 전통적 예측 모형보다 정확도와 해석력, 적용성 면에서 우수하며, 소상공인 폐업 위험을 개별 지표가 아닌 통합적 체계로 평가할 수 있음을 입증하였다.

앞선 논의와 실증 결과를 바탕으로, 본 연구의 주요 기여는 다음과 같다. 첫째, 기존 재무 분야의 구조적 위험 평가 모형과 마케팅 분야의 소비자 행동 분석을 통합한 새로운 접근을 제시하였다. DTD 모형을 영세한 소상공인 맥락에 맞게 재구성하고, 소비자 기반 브랜드자산 이론을 바탕으로 소비자 행동 데이터를 자산가치로 재정의하여 비재무 기반 구조적 위험 평가 체계를 제안하였다. 둘째, 폐업 위험이 시간적 변화와 외부 경제 환경이 결합된 복합적 구조임을 확인하고, 위험의 변화 과정과 환경 요인을 함께 설명할 수 있는 통합적 분석 틀을 제시하였다. 셋째, 동일한 표본과 알고리즘 환경에서 DTD 기반 접근과 개별 지표 접근을 비교하여 통합적 평가 체계의 예측 효율성과 조기경보 가능성을 검증하였다. 넷째, 온라인 플랫폼 데이터를 활용해 재무정보 없이도 폐업 위험을 사전에 진단할 수 있는 실증 근거를 제시하였으며, 이는 정책 및 금융 의사결정에서 위험 업체의 조기 식별과 지원에 활용될 수 있음을 보여준다.

II. 이론적 배경

2.1 소상공인 폐업의 경제적·사회적 중요성

소상공인 폐업은 단순한 개별 사업체의 퇴출을 넘어 지역경제, 고용시장, 사회안전망에 광범위한 파급효과를 미치는 중요한 경제 현상이다. 국내 연구에 따르면 코로나19 시기 소상공인의 폐업 위험이 급격히 증가하였고, 그 결과 지역 상권의 침체와 고용 불안정으로 이어졌다(이세미 & 유한별, 2022; 진승화 & 이민준, 2024). 미국의 경우 팬데믹 초기 43%의 소상공인이 일시 폐쇄를 경험하였으며, 위기가 4개월 지속될 경우 약 3,270만 개의 일자리가 감소할 것으로 예상되었다(Bartik et al., 2020). 캘리포니아 행정 데이터 분석 결과, 2020년 1-2분기에 소상공인의 폐업률이 대기업 대비 현저히 높았으며, 이는 소상공인이 대규모 경제 충격에 더욱 취약함을 보여준다(Fairlie et al., 2022).

이세미 & 유한별(2022)은 2020년 1분기부터 2021년 3분기까지 서울시 소상공인 데이터를 분석하여, 높은 임대료가 폐업률을 증가시키는 주요 요인임을 확인하였다. 또한 코로나19 시기 정책자금 지원이 폐업을 억제하는 효과가 있었으나, 지원 종료 시 대출 상환 부담으로 인한 폐업 가능성에 대한 우려가 제기되었다(류정란 & 이수기, 2022). 미국에서도 2020년 2월부터 4월까지 2개월 동안 약 330만 개(22%)의 소상공인이 폐업하였으며, 이는 저소득층과 소수민족 사업자에게 더욱 심각한 영향을 미쳤다(Fairlie, 2020). 이러한 연구들은 소상공인 폐업이 단순한 시장 퇴출이 아니라 사회경제적 불평등을 심화시키고 장기적 경제 회복을 저해하는 구조적 문제임을 시사한다. 따라서 폐업 위험을 사전에 예측하고 선제적으

로 대응할 수 있는 분석 체계 구축이 요구된다.

2.2 기업 실패 예측 연구: 재무적 접근에서 비재무적 접근으로의 확장

기업 실패 예측 연구는 재무정보 기반 모형에서 출발하여 점차 비재무적 요인을 통합하는 방향으로 발전해왔다. Merton(1974)은 Black and Scholes(1973)의 옵션 가격결정 이론을 기업 부채에 적용하여 구조적 신용위험 모형을 제시하였으며, 이는 기업의 자산가치와 부채 수준을 기반으로 부도 확률을 산출하는 이론적 기반을 마련하였다. Altman(1968)의 Z-score 모형은 재무비율을 결합한 다변량 판별분석을 통해 상장 제조업체의 파산을 효과적으로 예측함으로써 기업 부도 예측 연구의 기초를 마련하였다. Ohlson(1980)은 로지스틱 회귀모형을 도입하여 파산 확률을 확률적 형태로 산출할 수 있는 새로운 접근을 제시하였고, 이후 의사결정나무, 신경망, 서포트벡터머신(SVM) 등 머신러닝 기반 알고리즘이 도입되면서 예측 성능이 지속적으로 향상되었다. 한편, 구조적 접근에서는 Vassalou and Xing(2004)이 DTD로 측정된 부도 위험이 주식 수익률 변동을 설명하는 중요한 요인임을 실증하였으며, Campbell et al.(2008)은 DTD가 재무비율과 결합될 때 부실 위험 예측에 유의미한 설명력을 제공함을 확인하였다.

그러나 재무정보 기반 접근은 근본적 한계를 지닌다. 첫째, 재무정보는 분기 또는 연간 단위로 갱신되어 시의성이 낮고 급격한 경영환경 변화를 신속히 반영하기 어렵다. 둘째, 경영자 역량, 고객 만족도, 브랜드 평판과 같은 비재무적 요인을 고려하지 않아 실제 경영 위험의 복합적 구조를 충분히 설명하지 못한다. 또한 소상공인은 공시 의무가 없어 재무정보 접근이 제한적이며, 회계 인프라의 부재로 재무제표의 신

회성과 비교 가능성이 확보되기 어렵다는 한계가 있다. Edmister(1972)와 Ciampi and Gordini (2010)는 중소기업 대상 예측 연구를 시도하였으나 여전히 재무지표 중심 접근에 머물렀다. 이처럼 재무 정보 기반 모형은 추정 방법론 측면에서도 오차항의 분포 가정에 따라 예측 성능이 달라질 수 있다는 한계가 지적된 바 있다(최필선 외, 2007). 또한 국내 소상공인을 대상으로 한 연구에서도 거시경제변수(금리, 환율, 실업률 등)가 신용위험에 유의한 영향을 미침이 확인되었으며, 그 효과는 권역별로 이질적으로 나타났다(윤경영 & 김석진, 2013). Ciampi and Gordini(2010)는 경영자 학력, 업종 경험 등 비재무적 변수를 추가할 경우 예측 정확도가 67.8%에서 85.2%로 향상됨을 보고하며, 비재무적 요인이 소상공인 부도 예측에서 핵심적 역할을 수행함을 확인하였다. 모바일 기술과 온라인 플랫폼의 발전으로 소비자 행동을 실시간으로 관측할 수 있게 되면서, 이러한 데이터를 바탕으로 기업 부도 예측에 활용한 연구도 등장하기 시작하였다. Wang et al.(2016)은 Foursquare의 위치 기반 데이터를 활용하여 뉴욕시 레스토랑 폐점 예측에서 기존 모형 대비 오분류율을 60% 감소시켰다. 소비자의 '발로 하는 투표(voting with feet)'가 재무정보보다 더 신속하고 정확한 위험 신호를 제공할 수 있음을 보인 것이다. Zhang and Luo(2023)는 Yelp의 사진 데이터가 텍스트 리뷰보다 강력한 예측력을 보이며 최대 3년까지 유지됨을 보고했다.

소비자 행동 데이터는 재무정보 대비 세 가지 차별적 장점을 지닌다. 첫째, 실시간성이다. 재무정보가 분기별 또는 연간 단위로 갱신되는 반면, 소비자 행동 데이터는 일단위로 수집되어 급격한 변화를 즉시 포착할 수 있다(Liu et al., 2016; Timoshenko and Hauser, 2019). 둘째, 진정성이다. 소비자의 자발적 행동으로 생성되는 데이터이므로 회계 조작이나

의도적 왜곡의 위험이 낮다(Trusov et al., 2009). 셋째, 포괄성이다. 고객 만족도, 서비스 품질, 브랜드 이미지 등 재무정보로는 포착할 수 없는 다차원적 성과 요인을 반영한다(Luo et al., 2013). 소상공인에게 소비자 행동 데이터는 중요한 함의를 지닌다. 공시 의무가 없는 소상공인에게 이는 핵심적인 성과 측정 수단이 될 수 있다. Moe and Trusov(2011)과 Kumar et al.(2013)은 소규모 비즈니스에서 고객 중심 지표가 재무 성과의 선행 지표 역할을 한다고 실증했다. 국내에서도 소셜미디어 구전량이 브랜드 자산을 매개하여 기업의 재무성과에 유의한 영향을 미침이 확인되었으며, 특히 외식업과 같은 서비스 업종에서 그 효과가 강화되는 것으로 나타났다(이중원 & 박철, 2019)

그러나 기존 연구들은 개별 지표들을 독립적으로 활용하는 수준에 머물러, 이들을 종합적인 위험 평가 프레임워크로 통합할 이론적 기반이 부족했다. 재무 기반 연구가 구축한 구조적 위험 평가 모형과 소비자 행동 데이터를 결합하는 접근이 요구되고 있다.

2.3 구조적 신용위험 모형: DTD의 이론적 기초

DTD 모형은 여러 변형과 확장을 거쳐 발전해왔다. KMV Corporation은 주식시장 정보를 활용한 실무적 DTD 산출 방식을 제시하였고(Crosbie and Bohn, 2003), Bharath and Shumway(2008)는 단순화된 DTD 지표가 다양한 산업과 기업 규모에서 안정적인 예측력을 보인다는 점을 실증하였다. Afik et al.(2016)은 Merton 모형의 다양한 설정을 비교한 결과, 복잡한 변형 모델이 반드시 더 우수한 성과를 보이지는 않음을 보고하며, 핵심 구조의 적절한 구현이 중요함을 시사하였다. 소상공인에 대한 DTD 적용은 이론적으로 중요하지만 구조적 한계를 가진다.

소상공인은 외부 충격에 취약하고 위험도가 높아 실시간 위험 모니터링의 필요성이 크지만(Beck et al., 2006), 비상장 기업이라는 특성상 자산의 시장가치가 관측되지 않아 전통적 DTD의 직접적 적용이 어렵다. 이는 DTD의 핵심 개념인 '자산 대비 부채 부담에 기반한 확률적 위험 평가'를 소상공인 맥락에 적용하는 데 있어 중요한 제약으로 작용한다. 본 연구는 이러한 제약을 해결하기 위해, 전통적 DTD에서의 자산가치 개념을 관측 가능한 시장가치가 아니라 그 경제적 기능에 초점을 두어 재해석한다. DTD에서의 자산가치는 구조적으로 기업의 미래 현금흐름 창출 능력을 반영하는 변수로 해석될 수 있다. 기업가치가 기대 현금흐름의 현재가치로 정의된다는 점에서(Damodaran, 2012), 이는 자산가치를 시장가격 자체가 아니라 그 경제적 기능에 초점을 두어 재해석할 이론적 근거를 제공한다. 따라서 비상장 소상공인에 DTD를 확장 적용하기 위해서는 시장가치를 대체할 수 있는 지표가 다음의 세 가지 조건을 충족해야 한다. 첫째, 미래 현금흐름 창출 능력을 반영해야 한다. 둘째, 시간에 따른 변동성을 통해 경영 상태 변화를 포착할 수 있어야 한다. 셋째, 일관된 기준에 따라 객관적으로 측정 가능해야 한다.

소비자 기반 브랜드자산(CBBE) 이론은 이러한 조건을 충족하는 이론적 토대를 제공한다(Keller, 1993). CBBE 이론에 따르면 소비자의 인지도, 만족, 충성도는 기업의 무형자산을 구성하며, 이는 장기적인 수익성과 기업가치의 원천으로 작용한다. 기존 연구들은 고객 만족도와 소비자 반응 지표가 현재 성과뿐 아니라 미래 수익성과 현금흐름의 선행지표로 기능함을 반복적으로 보고해왔다(Fornell et al., 2006; Luo and Homburg, 2007). Kim et al.(2003)은 호텔 산업 맥락에서 브랜드 충성도와 인지된 품질이 재무 성과에 유의한 영향을 미침을 실증하였다. 더 나아가

소비자 행동 데이터는 고빈도·실시간으로 관측되며, 외부 충격이나 경영 환경 변화에 민감하게 반응한다(Liu et al., 2016; Timoshenko and Hauser, 2019). 이는 분기 또는 연 단위로 갱신되는 재무정보와 대비되는 특성으로, DTD 모형에서 요구하는 자산가치 변동성 개념과 구조적으로 부합한다. 또한 온라인 플랫폼에서 수집되는 리뷰 수, 평점, 페이지뷰, 체류시간 등은 자동화된 시스템을 통해 기록되며, 소비자의 자발적 행동에 기반하므로 일관성과 객관성을 갖춘 정량적 측정이 가능하다(Trusov et al., 2009). 따라서 소비자 행동 데이터는 미래 현금흐름 반영성, 시간적 변동성, 객관적 측정 가능성이라는 세 가지 요건을 충족함으로써 DTD 모형에서의 자산가치 개념을 기능적으로 대체할 수 있다. 본 연구는 이러한 이론적·실증적 근거를 바탕으로 소비자 행동 데이터를 비상장 소상공인의 자산가치 대리변수로 재정의하고, Merton(1974) 모형의 핵심인 확률적 신용위험 평가 프레임워크를 유지한 채 DTD의 적용 범위를 소상공인 영역으로 확장하고자 한다.

앞서 논의한 바와 같이, 기존 연구는 재무 기반 구조적 접근과 소비자 행동 데이터 기반 예측 접근이 분리되어 있어, 재무정보 확보가 어려운 소상공인의 폐업 위험을 구조적으로 평가하는 데 한계가 있었다. 본 연구는 이러한 연구 공백을 해결하기 위해 Merton(1974)의 DTD 모형을 소상공인 맥락에 맞게 재구성하고, Keller(1993)의 CBBE 이론을 바탕으로 소비자 행동 데이터를 자산가치로 재정의하여 비재무 기반 구조적 위험 평가 체계를 구축하고자 한다. 이러한 연구 목적을 달성하기 위해 다음의 연구문제를 설정한다.

연구문제 1: 소비자 행동 데이터를 활용한 DTD 기반 구조적 위험 평가 접근법은 전통적

인 개별 지표 중심 예측 모형 대비 우수한 예측 성능을 보이는가?

기존 연구들은 리뷰 수, 평점, 클릭 수, 체류시간 등 개별 소비자 행동 지표를 독립적으로 활용하여 폐점을 예측해왔다(Wang et al., 2016; Zhang and Luo, 2023). 그러나 이러한 접근은 개별 지표들을 종합적인 위험 평가 프레임워크로 통합하지 못했다. 본 연구는 동일한 소비자 행동 데이터를 사용하되, 이를 DTD 구조적 모형에 통합하여 '성과 대비 위험 부담'을 체계적으로 평가하는 것이 개별 지표를 단순히 나열하는 것보다 우수한 예측력을 제공하는지 검증한다. 이를 위해 동일한 표본과 알고리즘 환경에서 DTD 기반 변수 집합과 전통적 변수 집합의 예측 성능을 직접 비교한다.

연구문제 2: DTD 기반 위험 평가에서 어떤 요인들이 이 소상공인의 폐업 위험을 예측하는 핵심 요인으로 작용하는가?

DTD 모형은 자산가치 수준, 자산가치 변동성, 부채 부담을 통합적으로 고려한다. 소상공인 맥락에서 이는 장기적 성과 수준, 단기적 위험 추세, 지역별 비용 환경으로 재해석될 수 있다. 본 연구는 변수 중요도 분석을 통해 이들 요인의 상대적 기여도를 확인하고, 특히 단기 위험 추세가 폐업 위험이 급격히 악화되는 소상공인을 조기에 식별할 수 있는지 탐색한다. 이는 조기경보 시스템 구축을 위한 실무적 시사점을 제공한다.

연구문제 3: DTD 계산을 위한 최적 관측 기간(rolling window)은 무엇이며, 예측 성능은 관측 기간에 따라 어떻게 변

화하는가?

DTD 모형에서 자산가치의 평균과 변동성을 계산하기 위한 관측 기간은 모형의 안정성과 반응성 간 trade-off를 결정한다. 너무 짧은 기간은 일시적 변동에 과도하게 민감하고, 너무 긴 기간은 위험 신호를 늦게 감지한다. 본 연구는 4주부터 52주까지 다양한 rolling window를 설정하여 예측 성능, 데이터 활용률, 조기 감지 능력을 종합적으로 평가하고, 조기경보 시스템에 가장 적합한 관측 기간을 도출한다.

III. 데이터

3.1 데이터 소스 및 연구 대상

본 연구는 네이버 스마트플레이스 데이터를 활용한다. 이 데이터는 소상공인 폐점 예측 연구에 세 가지 측면에서 적합하다. 첫째, 소비자 행동 데이터와 폐점 정보를 동시에 확보할 수 있다. 페이지뷰, 체류시간, 리뷰, 클릭 등 다양한 소비자 행동 지표가 실시간으로 기록되며, 이를 행정안전부의 폐업 정보와 매칭하여 예측 모형의 학습과 검증이 가능하다. 둘째, 다양한 유형의 소비자 행동을 동시에 활용할 수 있어 이들 간의 상호작용을 포착하고 각 요인의 상대적 중요도를 비교할 수 있다. 셋째, 인터넷트렌드(2022)에 따르면, 2022년 네이버는 국내 검색 시장 점유율 약 61%를 차지하고 있으며, 특히 지역 기반 검색에서 강점을 보인다. 또한 스마트플레이스에는 약 227만 개의 업체가 등록되어 있어(네이버, 2022), 네이버는 국내 소상공인의 온라인 성과를 대표하는 플랫폼으로

활용하기에 적합하다.

연구 기간은 2022년 4월 18일부터 2023년 8월 28일까지 약 16개월이며, 대상 업종은 음식점업과 미용업을 중심으로 소비자 접촉이 빈번하고 온라인 리뷰 활동이 활발한 서비스업을 포함한다. 최종 분석 데이터는 153,291개 관측치(3,008개 업체)로 구성된 주 단위 패널 데이터다.

3.2 주요 변수 구성

본 연구의 주요 변수는 크게 소비자 행동 지표, 감정 분석 지표, 비용 지표로 구성된다. <표 1>은 각 변수의 조작적 정의와 이론적 근거를 제시한다. 소비자 행동 지표는 Keller(1993)의 소비자 기반 브랜드자산(CBBE) 이론에 따라 해석하였다. 페이지뷰는 브랜드 인지도를, 체류시간은 탐색 깊이와 구매 의향을 반영한다. Liu et al.(2016)은 체류시간이 실제 구매 행동과 높은 상관관계를 보인다고 실증하였다. 클릭수는 전화결기, 길찾기, 정보 저장 등 구체적 행동으로의 전환을 나타내며(Moe and Fader, 2004), 리뷰수는 실제 이용 고객 수와 경험 공유 의지를 동시에 반영한다(Chevalier and Mayzlin, 2006). 감정 분석 지표는 리뷰 텍스트에 담긴 고객 경험의 깊이와 질을 정량화한다. Tirunillai and Tellis(2012)는 감정 분석이 단순 평점보다 기업 성과와 더 높은 상관관계를 보인다고 실증하였다. 본 연구는 수집된 리뷰를 문장 단위로 분리(KSS)하고, XLM-RoBERTa-large 기반의 다언어 zero-shot classification 모델(Conneau et al., 2020)을 활용하여 각 리뷰의 감정을 분류하였다. 모델은 각 리뷰에 대해 긍정 및 부정 라벨의 확률값을 산출하며, 본 연구는 긍정 확률값을 긍정 감정 점수(positive_score)로 사용하였다. 행복, 슬픔 등 세분화된 감정 상태는 각각 0-1 범위의 확률값으로

측정하였다. 비용 지표는 월평균 임대료를 기반으로 산출하였다. 임대료는 소상공인의 비용 구조에서 가장 큰 비중을 차지하는 고정비용이며, 지역별 경제 여건, 상권 수준, 접근성 등을 종합적으로 반영하는 시장 균형 가격이다(Porter, 1980). 한국부동산원의 '상업용부동산 임대동향조사' 데이터를 활용하여 4개 건물 유형별 임대료를 해당 지역의 상업시설 분포를 고려하여 가중평균으로 산출하고, 시장 금리를 반영한 전환율을 적용하여 완전월세 기준으로 통일하였다. 최종 비용 지표(cost_score)는 $\log_{1p}(\text{avg_rent})$ 형태로 변환하여 정규성을 확보하였다.

3.3 폐점 정보 및 표본 구성

폐점 여부는 행정안전부의 '지방행정 인허가 정보' 데이터베이스를 활용하여 법적 폐업일자를 확인했다. 네이버 스마트플레이스 등록 업체명 및 주소지 매칭을 통해 연구 기간 내 폐점한 업체를 식별하여, 단순한 온라인 활동 중단이 아닌 실제 사업 종료로 객관적으로 확인했다. 예측 목적 변수는 현재 시점에서 향후 4주 내 폐점 여부로 설정했다.

실제 폐점 업체는 생존 업체 대비 소수이므로, 클래스 불균형 문제를 완화하기 위해 각 폐점 업체에 대해 동일한 업종, 동일한 행정동, 동일한 주차에 온라인 활동이 확인되는 생존 업체 후보군 중에서 1개씩 무작위로 추출하여 1:1 매칭을 수행했다. 이를 통해 업체 단위로는 폐점과 생존이 균형을 이루도록 구성했다. 단, 폐점 업체는 폐업일까지만 관측되는 반면 생존 업체는 전체 연구 기간 동안 관측되므로, 최종 관측치 단위에서는 생존 업체의 관측치가 더 많아 폐업 관련 관측치 비율은 약 3.5%로 나타났다. DTD 계산을 위한 최소 관측 기간(8주)을 확보한 업체들만 최종 분석에 포함했다.

IV. 연구방법론

4.1 DTD 프레임워크 확장 및 구현

Merton(1974)의 DTD 모형은 자산가치(V), 부채가치(L), 변동성(σ)의 세 요소로 구성된다. 비상장 소상공인은 시장가치 정보가 존재하지 않아 전통적 DTD 계산이 불가능하다. 그러나 Afik et al.(2016)과 Bharath and Shumway(2008)의 연구는 단순화된 DTD 접근법이 복잡한 변형 모델들만큼 효과적인 수 있음을 보여주었다. 본 연구는 이러한 “단순성의 가치” 원칙에 따라, DTD의 핵심 개념인 ‘성과 대비 위험 부담’을 유지하되 각 구성요소를 소상공인 맥락에 맞게 재정의한다.

4.1.1 성과지표(Performance Score)

$$perf_score_{i,t} =$$

$$\log(1 + (Review\ count_{(i,t)} \times Positive_{(i,t)})) + \log(1 + PV_{i,t}) + \log(1 + dwell_time_{i,t}) \quad (1)$$

$\log(1 + (Review\ count_{(i,t)} \times Positive_{(i,t)}))$ 는 자산가치(V)를 대체하는 성과지표로서 실제 이용 경험과 만족도를 결합하여 Keller(1993)의 CBBE 이론에서 브랜드 충성도에 해당하는 핵심 자산을 측정한다. $\log(1 + PV_{i,t})$ 는 잠재 고객의 관심도로 브랜드 인지도를 나타내며, $\log(1 + dwell_time_{i,t})$ 은 단순 노출을 넘어선 업체페이지 내 체류시간으로 실질적 관심을 나타낸다.

4.1.2 비용 조정

$$Adjust\ \mu_{i,t} = \mu_{i,t} - cost_score_{i,t} \quad (2)$$

부채가치(L)를 대체하기 위해 각 지역별 운영비용으로 조정하였다. 전통적 DTD 모형에서 부채는 기업

〈표 1〉 주요 변수 구성

구분	변수명	조작적 정의	이론적 해석	근거 문헌
소비자 행동 지표	pageview (PV)	업체 페이지 방문 횟수	브랜드 인지도 및 관심도	Keller (1993); Drèze and Zufryden (2004)
	dwell_time	페이지 평균 체류 시간(초)	정보 탐색 깊이 및 구매 의향	Liu et al. (2016)
	click_count	전화걸기, 길찾기, 저장 등 행동 횟수	전환 의도 및 행동적 참여	Moe and Fader (2004)
	review_count	누적 리뷰 수	고객 참여도 및 거래량의 대리변수	Chevalier and Mayzlin (2006)
감정 분석 지표	positive_score	긍정 감정 점수 (0 - 1)	고객 만족도	Tirunillai and Tellis (2012)
	emotion_happy	행복 감정 점수 (0 - 1)	긍정적 고객 경험	Pang and Lee (2008)
	emotion_sad	슬픔 감정 점수 (0 - 1)	부정적 고객 경험	Pang and Lee (2008)
비용 지표	cost_score	$\log(p(\text{월평균 임대료}))$	운영비용 부담 및 외부 경영 환경	Porter (1980); Beck et al. (2006)

이 만기에 상환해야 하는 고정된 의무를 나타내며, 자산가치가 부채 수준 아래로 떨어질 경우 부도가 발생한다. 소상공인 맥락에서 이러한 '고정 부담'의 역할을 하는 것이 지역별 임대료를 포함한 운영비용이다. 소상공인에게 임대료는 매출과 무관하게 매월 지불해야 하는 가장 큰 고정비용으로, 사업 지속 가능성을 결정하는 핵심 부담 요인이다. 동일한 온라인 성과를 보이는 두 업체라도 높은 임대료 지역에 위치한 업체는 더 높은 비용 부담으로 인해 순이익 창출이 어렵고 현금 흐름이 악화될 가능성이 크다. 이는 자산가치 대비 부채 부담이 상대적으로 높아지는 것과 같은 효과를 나타낸다. 이러한 경제학적 직관을 반영하여, 본 연구는 성과지표(μ)에서 비용 부담(cost_score)을 차감하는 식(2)의 형태로 조정한다.

4.1.3 DTD 계산

$$DTD_{i,t,w} = \frac{\text{Adjust } \mu_{i,t,w} - 0.5\sigma_{i,t,w}^2}{\sigma_{i,t,w}} \quad (3)$$

기본 DTD는 식 (3)의 형태로 정의하며 여기서 w 는 rolling window 크기(주 단위)를 의미하고, μ 는 rolling window 내 성과지표의 평균이고, σ 는 동일 기간 표준편차다. Bharath and Shumway(2008)의 "단순성의 가치"에 따라 복잡한 반복계산 대신 직관적이고 계산 효율적인 방식을 채택했다.

4.1.4 DTD 파생 변수

$$DTD_1y_cost_{i,t} = DTD_{i,t,52} \quad (4)$$

$$DTD_slope4_{i,t} = \frac{DTD_{i,t,8} - DTD_{i,t-4,8}}{4} \quad (5)$$

기본 DTD 계산식을 바탕으로 두 가지 핵심 파생 변수를 구성했다. DTD_1y_cost는 52주 rolling window로 계산된 비용 조정 DTD로, Merton (1974)의 장기적 자산가치와 부채 수준의 관계를 반영한 1년간의 위험도를 의미한다. 1년이라는 기간은 연간 사업 주기와 계절성을 모두 포함한 위험도 측정을 가능하게 한다. DTD_slope4는 최근 4주간 DTD 값의 변화를 나타내는 위험도이다. 이는 Duffie and Lando(2001)가 강조한 DTD의 동적 변화가 정적인 수준만큼이나 중요하다는 이론적 직관에 기반한다. 급격한 DTD 하락은 위험도가 빠르게 증가하는 조기 경보 신호로 작용한다. 이 두 변수의 조합은 현재 위험 수준과 위험 변화 속도를 동시에 포착하여, 정적 위험 평가와 동적 위험 평가를 통합한다.

$$P(\text{Closure}_{i,t+4} = 1) = f(\text{DTD_1y_cost}_{i,t}, \text{DTD_slope4}_{i,t}, \text{cost_score}_{i,t}) \quad (6)$$

위 파생변수까지 포함한 최종 예측모형은 다음과 같은 함수 형태로 표현할 수 있다. ($\text{Closure}_{i,t+4} = 1$)는 현재 시점 t 로부터 4주 후 폐점 여부를 나타내는 이항 변수(1=폐점, 0=생존)이며, $f(\cdot)$ 는 Random Forest, XGBoost, Logistic Regression 등의 분류 알고리즘으로 학습되는 비선형 함수다.

4.2 Rolling Window 최적화 및 통계적 검정

DTD 계산에서 rolling window 크기는 모형의 안정성과 반응성 간 trade-off를 결정한다. 너무 짧은 window는 일시적 변동에 과도하게 민감하고, 너무 긴 window는 실제 위험 신호를 늦게 감지한다. 본 연구는 최소 4주부터 최대 52주까지 4주 간격으로 총

18개 구간을 설정하여 최적 window를 탐색했다. 각 window 크기별로 5-fold 시계열 교차검증을 실시하여 특정 데이터 분할에 의한 우연적 결과를 배제했다. 주요 성능 지표로는 AUC를 사용하되, 보조 지표로 Precision, Recall, F1-score도 함께 고려했다. 예측 성능뿐만 아니라 데이터 활용률, 계산 효율성, 조기 예측 가능성 등 실무적 제약도 함께 평가했다. 또한 최고 성능 window와 최소 window 간 AUC 차이의 통계적 유의성 검정을 위해 DeLong test(DeLong et al., 1988)를 수행하였다. DeLong test는 동일한 테스트 셋에서 생성된 두 ROC 곡선의 AUC를 비교하는 비모수적 검정 방법이며, 유의수준 $\alpha = 0.05$ 를 기준으로 판단하였다. 그러나 통계적 유의성과 함께 실무적 효율성을 균형적으로 고려하는 실용성 원칙(parsimony principle)을 적용했다. Bharath and Shumway(2008)가 제시한 바와 같이, 미세한 성능 향상이 추가적인 데이터 수집 비용, 계산 복잡성, 예측 지연 등의 비용을 상쇄하는지를 종합적으로 평가했다.

4.3 예측 모델 구축 및 비교

DTD 접근법의 실제 기여도를 검증하기 위해 두 가지 변수 집합을 구성하였다. 전통적 지표 기반 변수 집합(Traditional set)은 기존 연구에서 검증된 소비자 행동 지표들(리뷰수, 감정점수, 클릭수, 체류시간, 페이지뷰 등)로 구성된다. DTD 기반 변수 집합(DTD_Basic)은 최적화된 DTD 지표(DTD_1y_cost, DTD_slope4)와 필수 통제변수(cost_score)로 구성된다. 동일한 데이터와 동일한 예측 알고리즘을 사용하여 두 접근법을 직접 비교함으로써, DTD의 '종합적 위험 평가' 개념이 '개별 지표의 단순 활용'보다 우수함을 검증할 수 있다. DTD 변수들의 특성을 고려하

여 네 가지 알고리즘을 비교하였다. Random Forest는 변수 간 상호작용 효과 탐지와 해석가능성에 적합하며, XGBoost는 최고 성능 달성을 위한 고도화된 앙상블 기법이다. Logistic Regression은 해석가능한 기준선과 선형 효과 확인을 위해, SVM은 대안적 비선형 패턴 인식 방법으로 포함하였다. 각 알고리즘 별로 주요 하이퍼파라미터를 최적화하고, 클래스 불균형을 고려하여 class_weight 조정을 적용하였다. 시계열 교차검증을 통해 과적합을 방지하였다. 조기경보 시스템에서는 정밀도와 재현율의 균형이 중요하므로 F1-Score 최대화 방법을 채택하였다. 전통적인 0.5 고정 임계값은 클래스 불균형이나 비용 차이를 고려하지 않으므로, F1 최적화를 통해 실제 데이터 특성과 비즈니스 요구사항을 반영한 임계값을 도출하였다. 이는 소상공인 조기경보 시스템에서 과도한 개입 비용과 위험 간과 비용 간의 최적 균형을 달성한다.

V. 실증 결과 분석

5.1 기술통계 및 데이터 특성

〈표 2〉 업종별 표본 분포 및 폐업률

업종	관측치	비율(%)	폐업률(%)
음식점	135,915	85.3	3.52
미용	19,408	12.2	3.39
교육·학문	2,354	1.5	3.74
숙박	1,051	0.7	3.79
공방	459	0.3	2.95
사진, 스튜디오	175	0.1	3.59

최종 분석 대상은 153,291개 관측치(3,008개 업

체)로 구성된 균형 패널 데이터다. 1:1 매칭을 통해 업체 단위로는 폐점과 생존이 균형을 이루도록 설계했으나, 폐점 업체는 폐업일까지만 관측되고 생존 업체는 전체 연구 기간 동안 관측되므로 관측치 단위에서는 폐업 관련 관측치 비율이 약 3.5%로 나타났다. 업종별로는 음식점 85.3%, 미용업 12.2%, 교육·학문 1.5%, 숙박업 0.7%로 구성되었으며, 업종별 폐업률은 숙박업 3.79%, 교육·학문 3.74%, 음식점 3.52% 순으로 나타나 업종 간 차이가 크지 않았다. 주요 DTD 변수의 기술통계를 살펴보면, DTD_1y_cost의 평균은 14.943(표준편차 13.086)로 우편향 분포를 보였다. 이는 대부분 소상공인이 상대적으로 안전한 위치에 있지만 소수의 고위험 업체가 존재함을 나타낸다. DTD_slope4의 평균은 0.13(표준편차 8.742)로 대체로 완만한 변화를 보이지만, 최솟값 -320.373에서 최댓값 246.806까지의 극단값은 일부 업체에서 급격한 DTD 변화가 발생함을 시사한다.

cost_score는 평균 10.149(표준편차 0.372)로 비교적 안정적인 분포를 보였으며, perf_score는 평균 20.525(표준편차 4.258)로 로그를 취해 분포를 정규화하였다.

5.2 DTD 모델의 검증

〈표 5〉는 DTD_Basic과 Traditional 변수 집합의 예측 성능을 알고리즘별로 비교한 결과를 제시한다. Random Forest 모델에서 DTD_Basic은 AUC가 0.671에서 0.871로 증가하여 절대값 기준 0.200의 개선을 보였으며, F1-Score 역시 0.397에서 0.614로 증가하였다. 특히 재현율은 0.585에서 0.803으로 상승하여 실제 폐점 업체를 식별하는 능력이 강화되었다. XGBoost에서도 DTD_Basic은 AUC 0.721 대비 0.811, F1-Score 0.429 대비 0.560으로 전반적인 분류 성능 향상이 관찰되었다. 반면 Logistic

〈표 3〉 주요 DTD 변수의 기술 통계

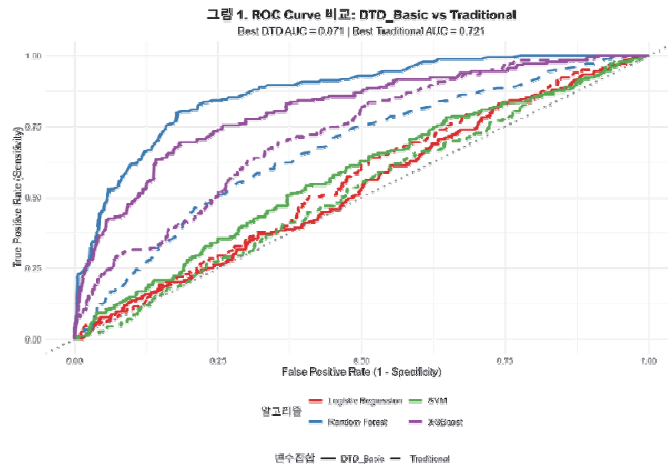
Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Obs
DTD_1y_cost	14.943	13.086	-1	383.541	153,291
DTD_slope4	0.13	8.742	-320.373	246.806	153,291
cost_score	10.149	0.372	9.186	11.305	153,291
perf_score	20.525	4.258	4.913	37.345	153,291

〈표 4〉 폐업 기업과 생존 기업의 주요 변수 비교

Variable	폐업기업 평균	생존기업 평균	T검정 p값	Cohens_d
DTD_1y_cost	12.843	15.019	0	-0.166
DTD_slope4	0.044	0.133	0.3774	-0.01
cost_score	10.156	10.148	0.1363	0.021
perf_score	19.451	20.564	0	-0.262
log_review_score	0.207	0.486	0	-0.338
log_click_score	4.403	4.781	0	-0.224
log_dwell_score	14.842	15.297	0	-0.214

〈표 5〉 DTD_Basic vs Traditional 변수 집합 성능 비교

알고리즘	변수집합	AUC	정밀도	재현율	F1_Score	정확도
Logistic Regression	Traditional	0.557	0.213	0.787	0.335	0.409
	DTD_Basic	0.533	0.196	0.918	0.324	0.273
Random Forest	Traditional	0.671	0.301	0.585	0.397	0.664
	DTD_Basic	0.871	0.497	0.803	0.614	0.808
SVM	Traditional	0.524	0.191	1	0.321	0.198
	DTD_Basic	0.577	0.237	0.541	0.329	0.583
XGBoost	Traditional	0.721	0.326	0.628	0.429	0.683
	DTD_Basic	0.811	0.502	0.634	0.56	0.812



〈그림 1〉 ROC Curve 비교: DTD_Basic vs Traditional

Regression에서는 DTD_Basic의 AUC가 0.533으로 Traditional(0.557) 대비 소폭 감소하였으며, F1-Score 역시 유사한 수준을 유지하였다. SVM의 경우 DTD_Basic 적용 시 AUC가 0.524에서 0.577로 증가하는 제한적인 개선을 보였다.

〈표 6〉는 이러한 결과를 알고리즘별로 요약하며, DTD 접근법의 성능 향상이 비선형 알고리즘(Random Forest, XGBoost)에서 크게 나타나는 반면, 선형 모형(Logistic Regression)에서는 제한적임을 보여준다. 이러한 알고리즘별 성능 차이는 구조적 모형의 기

여와 알고리즘 특성의 상호작용으로 해석할 수 있다. DTD 프레임워크의 핵심 기여는 개별 소비자 행동 지표들 ‘현재 위험 수준(DTD_1y_cost)’, ‘위험 변화 속도(DTD_slope4)’, ‘지역 비용 환경(cost_score)’이라는 경제적으로 해석 가능한 구조적 변수로 재구성한 점에 있다. 이는 리뷰 수, 평점, 클릭 수 등 개별 지표를 독립적으로 사용하는 Traditional 변수 집합과 구별되는 특징이며, 알고리즘과 무관하게 적용될 수 있는 구조적 정보이다. 그러나 이러한 구조적 정보가 실제 예측 성능으로 전환되는 정도는 알고리즘의

〈표 6〉 알고리즘별 성능 비교

알고리즘	Traditional_AUC	DTD_Basic_AUC	Traditional_F1_Score	DTD_Basic_F1_Score
Logistic Regression	0.557	0.533	0.335	0.324
Random Forest	0.671	0.871	0.397	0.614
SVM	0.524	0.577	0.321	0.329
XGBoost	0.721	0.811	0.429	0.56

학습 특성에 따라 달라진다. Random Forest와 XGBoost는 변수 간 비선형 상호작용을 효과적으로 포착할 수 있으며, DTD_1y_cost와 DTD_slope4, cost_score 간의 조건부 관계를 학습함으로써 DTD 프레임워크의 정보를 보다 효과적으로 활용한다. 반면 Logistic Regression은 변수의 선형 결합만을 허용하는 구조적 제약으로 인해, 비선형적 관계가 존재할 수 있는 DTD 변수들의 정보를 제한적으로만 반영한다. 이로 인해 DTD_Basic의 구조적 장점이 선형 모형에서는 충분히 발현되지 않는다. 종합하면, DTD 프레임워크는 소비자 행동 데이터를 구조적 신용위험 지표로 변환하는 데 본질적 기여를 지니며, 그 효과는 비선형 학습 능력을 갖춘 알고리즘과 결합될 때 가장 효과적으로 실현된다.

5.3 DTD Basic 모델 최적화 및 예측 매커니즘

〈표 7〉은 DTD_Basic 변수 집합에 대한 알고리즘별 성능을 비교한 것이다. Random Forest가 AUC 0.871, F1-Score 0.614로 가장 우수한 성능을 보였으며, XGBoost는 AUC 0.811, F1-Score 0.560으로 두 번째로 높은 성능을 보였다. Random Forest는 XGBoost 대비 AUC가 0.811에서 0.871로 증가하였으며, F1-Score 역시 0.560에서 0.614로 향상되었다. 두 알고리즘 모두 비선형 관계를 학습할 수 있는 앙상블 기법이지만, 본 연구의 DTD 변수들은

이미 경제적 의미에 따라 구조적으로 정의되어 있어 순차적 오차 보정보다는 독립적 분할을 통한 학습이 더 효과적으로 작동한 것으로 해석된다. 또한 Random Forest는 변수 중요도 해석이 상대적으로 안정적이라는 점에서(Breiman, 2001) 조기경보 시스템의 설명 가능성 측면에서도 장점을 가진다. 이에 따라 본 연구는 Random Forest를 최종 모델로 선택하였다.

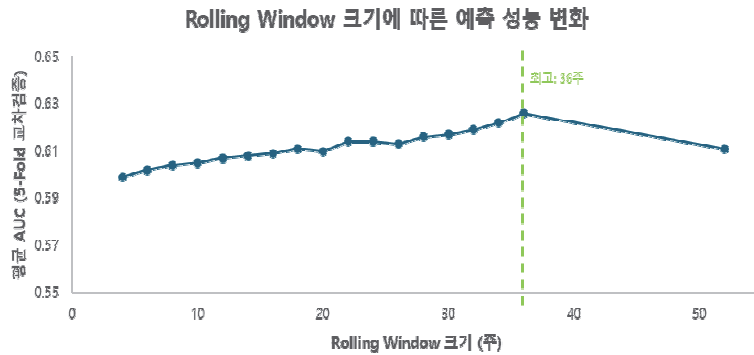
〈표 7〉 DTD_Basic 모델의 알고리즘별 성능 비교

알고리즘	AUC	정밀도	재현율	F1_Score
Random Forest	0.871	0.497	0.803	0.614
XGBoost	0.811	0.502	0.634	0.56
SVM	0.577	0.237	0.541	0.329
Logistic Regression	0.533	0.196	0.918	0.324

〈표 8〉 변수 중요도 및 해석

순위	변수명	중요도	상대적중요도(%)
1	DTD_1y_cost	232.931	36.2
2	DTD_slope4	219.4374	34.1
3	cost_score	190.4377	29.6

〈표 8〉은 Random Forest 모델에서 산출된 변수 중요도를 제시한다. DTD_1y_cost가 36.2%로 상대적으로 가장 높은 중요도를 보였으며, DTD_slope4(34.1%), cost_score(29.6%)가 뒤를 이었다. 세 변수의 중요도가 비교적 균형을 이루는 것은 현재 위



〈그림 2〉 Rolling Window 크기에 따른 AUC 변화 추이

험 수준, 위험 변화 추세, 지역 비용 환경이 상호보완적인 예측 정보를 제공함을 시사한다. DTD_1y_cost의 높은 중요도는 Merton(1974) 모형의 핵심 개념인 '성과 대비 위험 부담'이 소상공인 폐점 예측에서도 주요 메커니즘으로 작동함을 의미한다. 이는 충분한 고객 기반을 확보한 업체일수록 동일한 비용 부담에 대한 상대적 여력이 크며, 따라서 외부 충격에 대한 완충 능력이 높다는 점을 반영한다. DTD_slope4의 기여도는 위험도의 동적 변화가 조기경보에서 중요한 역할을 함을 보여준다. 이는 Duffie and Lando (2001)가 강조한 동적 위험 측정의 중요성과 일치한다. 마지막으로 cost_score는 온라인 성과와는 독립적으로 지역별 운영비용이 폐업 위험에 유의미한 영향을 미침을 보여준다. 종합하면, DTD_Basic 모델은 현재 위험 수준(DTD_1y_cost), 위험 변화 속도(DTD_slope4), 지역 환경(cost_score)이라는 세 가지 상호보완적 요인을 동시에 포착한다. Random Forest에서 AUC 0.871, F1-Score 0.614, 재현율 80.3%를 달성하여, 실제 폐업 위험 업체의 약 80%를 조기에 감지할 수 있음을 확인했다.

5.4 Rolling Window 최적화

〈표 9〉는 DTD 계산에 사용되는 rolling window 크기별 예측 성능을 제시한다. 성능 평가는 5-fold 시계열 교차검증을 통해 수행되었으며, 각 window 크기별로 평균 AUC, 표준편차, 샘플 수, 데이터 활용률을 산출하였다. 분석 결과, 36주 window가 평균 AUC 0.626으로 가장 높은 성능을 보였으며, 8주 window의 AUC는 0.604로 절대값 기준 0.022 낮았다. 36주와 8주 window 간 AUC 차이는 DeLong test에서 통계적으로 유의하였으나($p = 0.0001$), Wilcoxon Signed-Rank Test에서는 경계선상의 유의성을 보였다($p = 0.063$). 이러한 상반된 검정 결과와 제한적인 AUC 차이는 실무적 의사결정에서 예측 성능 외의 요인을 함께 고려할 필요성을 시사한다. 또한 8주 window는 교차검증 과정에서 더 낮은 표준편차를 보여(0.011 vs. 0.014) 성능의 안정성이 상대적으로 높았다.

그러나 예측 성능만으로 최적 window를 결정하는 것은 실무적 제약을 충분히 반영하지 못할 수 있다. 〈표 9〉에서 36주 window는 데이터 활용률이 41.1%에 불과한 반면, 8주 window는 91.8%의 관측치를

〈표 9〉 Rolling Window 크기별 예측 성능 및 데이터 효율성

Window크기_주	평균AUC	표준편차	샘플수	데이터활용률
4	0.599	0.006	142598	100
6	0.602	0.004	136709	95.9
8	0.604	0.011	130874	91.8
10	0.605	0.01	125095	87.7
12	0.607	0.009	119419	83.7
14	0.608	0.009	113866	79.9
16	0.609	0.012	108392	76
18	0.611	0.011	103030	72.3
20	0.61	0.009	97765	68.6
22	0.614	0.007	92577	64.9
24	0.614	0.004	87463	61.3
26	0.613	0.009	82430	57.8
28	0.616	0.011	77487	54.3
30	0.617	0.006	72629	50.9
32	0.619	0.01	67869	47.6
34	0.622	0.009	63197	44.3
36	0.626	0.014	58621	41.1
52	0.611	0.002	25994	18.2

활용할 수 있어 약 2.2배 많은 소상공인 표본을 평가할 수 있다. 또한 36주 window는 개업 후 상당 기간이 경과해야 위험도 평가가 가능하지만, 8주 window는 개업 초기 단계에서부터 평가가 가능하여 조기 위험 신호 탐지에 유리하다. Wang et al.(2016)은 상대적으로 짧은 관측 기간을 사용하였으며, Zhang and Luo(2023)는 조기 예측의 중요성을 강조하였다. 이에 본 연구는 Bharath and Shumway (2008)의 실용성 원칙에 따라, 절대값 기준 0.022의 AUC 차이를 감수하는 대신 데이터 효율성과 조기 탐지 가능성을 확보하는 것이 조기경보 시스템의 목적에 더 부합한다고 판단하여 8주 rolling window를 최종적으로 선택하였다.

VI. 결론 및 시사점

최근 국내 소상공인의 폐업률이 꾸준히 증가하며, 이는 단순한 개별 사업자의 실패를 넘어 지역 상권의 약화와 고용 감소, 지역경제 전반의 침체로 이어지고 있다. 이러한 상황 속에서 소상공인의 지속 가능성을 확보하기 위해서는 폐업 위험을 사전에 진단하고 대응할 수 있는 체계적 예측이 필수적이다. 그러나 기존 연구들은 재무정보 기반의 구조적 접근과 소비자 행동 데이터 기반의 비재무적 접근이 분리되어 있어, 회계 인프라가 부족한 소상공인의 현실을 충분히 반영하지 못했다. 이에 본 연구는 소상공인의 폐업 위험을 보다 실질적이고 구조적으로 평가하기 위해, 소비자 행동 데이터를 무형자산가치로 재정의하고 이를 위험 변

동성을 살펴볼 수 있는 Distance-to-Default(DTD) 구조적 모형과 결합하였다. 이를 통해 재무정보가 부족한 소상공인의 폐업 위험을 정량적이고 통합적으로 평가할 수 있는 새로운 분석 틀을 제시하고자 하였다.

국내 최대 검색 플랫폼의 소상공인 데이터를 활용한 분석 결과, 첫째, DTD 기반 구조적 위험 평가 접근법은 전통적 변수 집합을 활용한 모형 대비 분류 구분력(AUC)이 유의하게 개선되었으며, 특히 Random Forest 기준 AUC는 0.671에서 0.871로 증가하였다. 또한 재현율 역시 0.585에서 0.803으로 상승하여 실제 폐점 업체를 식별하는 능력이 크게 강화되었다. 이러한 결과는 소비자 행동 지표를 활용할 때 성과와 위험을 함께 고려하는 구조적 접근이 예측 성과와 해석 가능성을 동시에 확보한 것으로 해석된다. 둘째, 소상공인의 자산가치 대비 비용 수준(장기 위험), 최근 4주간 위험 추세(단기 위험), 지역별 임대료 등 외부 경제 요인이 핵심 예측 요인으로 확인되었다. 특히 단기 위험 추세는 폐업 위험이 빠르게 악화되는 소상공인을 조기에 식별할 수 있는 주요 신호로 작용하여, 조기경보 체계 구축의 실질적 활용 가능성을 시사한다. 마지막으로, 관측 기간의 변화에도 예측 성능이 일관되게 유지되었으며, 36주 구간에서 가장 높은 예측력이, 8주 구간에서 가장 효율적인 조기 감지 성과가 나타났다. 이는 정확성보다 적시성을 중시하는 조기경보 체계의 특성을 뒷받침하는 결과이다. 요약하면, DTD 기반 구조적 접근은 기존의 개별 지표 중심 예측모형보다 정확도, 해석력, 적용성 측면에서 모두 전반적으로 우수하였다. 소상공인 폐업 위험을 단순한 지표의 변화가 아닌 구조적 과정으로 평가할 수 있음을 입증하며, 비재무적 데이터 기반 위험 예측 연구의 후속 연구의 기반을 제시한다.

본 연구는 다음과 같은 기여점을 가진다. 이론적 시사점으로, 재무 분야의 구조적 위험 평가 모형과 마케팅

분야의 소비자 행동 분석을 통합한 새로운 접근을 제안하였다. Merton(1974)의 Distance-to-Default(DTD) 모형을 비상장 소상공인 맥락에 맞게 재구성하고, Keller(1993)의 소비자 기반 브랜드자산(CBBE) 이론을 결합하여 온라인 리뷰와 고객 참여 등 소비자 행동 데이터를 자산가치 개념으로 확장하였다. 이를 통해 재무정보에 의존하던 기존 DTD의 한계를 극복하고, 재무제표 확보가 어려운 소상공인에게도 적용 가능한 비재무 기반 위험 평가 체계를 마련하였다. 또한 DTD의 성과 대비 위험부담 개념이 단순한 소비자 행동 지표의 조합보다 높은 예측력과 이론적 타당성을 지닌다는 점을 실증하여, 구조적 신용위험 이론의 적용 범위를 비재무 환경으로 확장하였다. 나아가 폐업 위험을 소비자 행동 변화와 브랜드자산 약화의 동적 과정으로 설명함으로써, 소비자 요인이 소상공인의 경영 안정성과 지속 가능성에 미치는 구조적 영향을 규명하였다. 방법론적 측면에서는 소비자 행동 데이터를 활용해 DTD의 핵심 구성요소(자산가치, 변동성, 비용부담)를 추정하고, 동일한 표본과 학습 조건에서 DTD 기반 접근과 개별 지표 접근을 비교함으로써, 연구마다 데이터나 변수 차이로 인해 발생하던 비교의 한계를 보완하였다. 또한 Rolling Window 최적화 분석을 통해 평균 예측력뿐 아니라 데이터 효율성, 조기 감지 능력, 예측 안정성을 종합적으로 고려하였으며, 그 결과 36주 구간은 가장 높은 예측력을, 8주 구간은 조기경보에 가장 적합한 성과를 보여 정확성과 적시성을 조화시킨 실무적 설정 기준을 제시하였다. 실무적 시사점으로, 본 연구는 재무제표 접근이 어려운 소상공인을 위해 온라인 플랫폼 데이터를 활용한 실용적 조기경보 시스템을 제안하였다. 이는 재무정보가 없어도 폐업 위험을 사전에 진단할 수 있는 대체 평가 수단으로, 정책기관과 금융기관이 위험 사업자를 조기에 식별하고 선제적으로 대응할 수 있

도록 지원한다. 특히 약 4주 전 단계에서 위험 신호를 감지할 수 있어, 정부와 지자체가 경영 컨설팅이나 금융 지원을 신속히 집행을 지원할 수 있는 실증적 근거를 제공한다. 아울러 변수 중요도 분석을 통해 장기 위험 수준, 단기 위험 추세, 지역 비용 환경이 주요 요인으로 확인되어, 정책 자원 배분의 우선순위를 설정할 수 있는 근거를 마련하였다. 마지막으로, 본 연구는 폐점 이후의 사후 진단에 머물지 않고, 실시간 위험도를 평가하여 위험 발생 시점을 예측하는 사전적 관리의 가능성을 제시하였다.

본 연구는 소상공인의 폐업 위험을 구조적으로 평가하기 위한 새로운 분석 체계를 제시하였으나, 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 본 연구의 예측 변수는 온라인 플랫폼 데이터에 기반하고 있어 사업주 개인 수준의 요인이나 경영 역량, 재무적 의사결정과 같은 내적 요인을 충분히 반영하지 못했다. 향후 연구에서는 사업주의 경영 경험, 자금 운용 구조, 창업 동기 등과 같은 특성 정보를 플랫폼 데이터와 결합함으로써, 폐업 위험 예측의 설명력을 높이고 경영자의 행동 특성이 실제 경영 안정성과 위험 수준에 어떤 방식으로 작용하는지를 보다 정교하게 규명할 필요가 있다. 둘째, 분석 기간이 약 16개월로 제한되어 있어, 경기 변동이나 계절 요인 등 장기 경제 사이클을 충분히 고려하지 못했다. 장기 시계열 데이터를 활용한 후속 연구를 통해 모형의 시간적 안정성과 금리, 물가, 정책 변화와 같은 외생적 충격에 대한 민감도를 검증한다면, 본 모형의 실증적 타당성을 한층 강화할 수 있을 것이다. 셋째, 본 연구는 데이터 설계와 변수 선택 과정에서 1:1 매칭을 통해 업체 단위로는 균형을 이루었으나, 관측 기간의 차이로 인해 관측치 단위에서는 폐업 관련 관측치 비율이 약 3.5%로 나타났다. 이로 인해 절대적 폐업 확률 추정에는 제약이 있으므로, 결과 해석 시 상대적 위험 순위에 초점을 두는 것이 적절하다.

향후 연구에서는 관측치 단위 균형을 고려한 가중치 조정이나 확률 보정 기법을 적용할 필요가 있다. 또한 비용 부담 요인으로 지역별 임대료만을 사용하였으나, 인건비, 원재료비, 금리 환경 등은 제외되었다. 임대료가 소상공인의 가장 큰 고정비용이자 지역 경제 환경을 반영하는 대표 지표이기는 하나, 업종별·규모별 비용 구조의 이질성을 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다. 향후 연구에서는 가중치 조정 또는 비용 민감 학습 기법을 적용하고, 업종별 특성을 반영한 다차원적 비용 지표를 활용할 필요가 있다. 넷째, 본 연구는 DTD 기반 접근법의 예측 효율성과 주요 변수를 확인하였으나, 각 요인이 폐점으로 이어지는 구체적인 인과 경로에 대한 분석은 이루어지지 않았다. 예를 들어, 비용 부담 요인이 누적되어 경영 압박으로 전환되는 과정이나 단기 위험 추세의 급격한 변동이 실제 폐점 결정에 미치는 영향을 구조적으로 규명하는 추가 연구가 필요하다.

마지막으로, 본 연구가 제시한 조기경보 시스템은 위험 사업자의 조기 식별을 목표로 하지만, 예측 결과의 활용 방식에 따라 의도하지 않은 부작용이 발생할 수 있다. 예측 정보가 지원이 아닌 배제의 근거로 사용될 경우, 고위험 사업자에 대한 대출 제한이나 거래 기회 축소 등 낙인 효과가 발생하여 오히려 폐점을 가속화할 위험이 있다. 따라서 본 연구의 예측 결과는 개별 사업자에 대한 판단 기준이 아니라, 선제적 지원 정책과 연계된 참고 지표로 활용되어야 하며, 예측 정보의 공개 범위와 활용 방식에 대해서는 제도적 가이드라인이 필요하다.

참고문헌

- 경기도시장상공권진흥원(2024). 음식점업 생존율 조사. (Gyeonggi Small Enterprise and Market Service, 2024, Restaurant Survival Rate Survey.)
- 네이버(2022). D-플레이스 리포트 2022 Part 2: 네이버 플레이스 리뷰의 사업자 성과 향상 효과.
- (Naver, 2022, D-Place Report 2022 Part 2: The Effect of Naver Place Reviews on Business Performance Improvement.)
- 류정란, 이수기(2022). "COVID-19 이후 서울시 자영업자 폐업의 위험률 변화," **국토계획**, 57(6), pp.85-101.
- (Ryu, J. R. and Lee, S. K. (2022), "Changes in the Hazard Rate of Self-Employed Business Closures in Seoul After COVID-19," *Journal of Korea Planning Association*, 57(6), pp. 85-101.)
- 윤경영, 김석진. (2013). 거시경제변수가 소상공인 신용 위험에 미치는 영향. **경영학연구**, 42(4), pp.959-985.
- (Yoon, K. Y., and Kim, S. C. (2013). Macro economic Factors and Credit Risk of Micro Businesses. *Korean Management Review*, 42(4), pp.959-985.)
- 이세미, 유한별(2022). "Covid19 시기 서울시 소상공인 폐업률에 미치는 영향 요인에 관한 연구," **지방행정연구**, 36(3), pp.57-86.
- (Lee, S. M. and Yoo, H. B. (2022), "A Study on the Factors Affecting the Closure Rate of Small Businesses in Seoul during the Covid-19 Period," *The Korea Local Administration Review*, 36(3), pp.57-86.)
- 이중원, 박철. (2019). 소셜미디어 구전량이 브랜드자산을 매개하여 기업성과에 미치는 영향: 제품과 서비스의 차이. **경영학연구**, 48(3), pp.653-681.
- (Lee, J. W., and Park, C. (2019). The Effects of eWOM volume of Social Media on Corporate Performance Mediating Brand Equity : A Difference between Product and Service. *Korean Management Review*, 48(3), pp.653-681.)
- 인터넷트렌드, "검색엔진 점유율," 인터넷트렌드, <https://www.internettrend.co.kr/trendForward.tsp>, 접속 2026년.
- (Internet Trend, "Search Engine Market Share," Internet Trend, <https://www.internettrend.co.kr/trendForward.tsp>, retrieved 2026.)
- 중소벤처기업부(2024). 2024 중소기업 연차보고서. (Ministry of SMEs and Startups, 2024, 2024 SME Annual Report.)
- 진승화, 이민준(2024). "거시경제 변수를 활용한 서울 소상공인 폐업률 영향요인 분석," **중소기업금융연구**, 44(2), pp.31-51.
- (Jin, S. H. and Lee, M. J. (2024), "Analyzing the Impact of Macroeconomic Variables on the Closure Rate of Small Businesses in Seoul," *Journal of Small Business Finance*, 44(2), pp.31-51.)
- 최필선, 민인식, 차미현. (2007). 유연한 분포함수를 이용한 기업도산예측 모형. **경영학연구**, 36(4), pp.1009-1029.
- (Choi, P. S., Cha, M. H., and Min, I. S. (2007). Bankruptcy Prediction Model with a Flexible Parametric Distribution Function. *Korean Management Review*, 36(4), pp.1009-1029.)
- Afik, Z., O. Arad and K. Galil(2016). "Using Merton model for default prediction: An empirical assessment of selected alternatives," *Journal of Empirical Finance*, 35, pp.43-67.
- Altman, E. I.(1968). "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate

- bankruptcy," *The Journal of Finance*, 23(4), pp.589-609.
- Bartik, A. W., Bertrand, M., Cullen, Z., Glaeser, E. L., Luca, M. and Stanton, C.(2020). "The impact of COVID-19 on small business outcomes and expectations," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(30), pp.17656-17666.
- Beck, T., A. Demirgüç-Kunt and V. Maksimovic(2006). "The influence of financial and legal institutions on firm size," *Journal of Banking and Finance*, 30(11), pp.2995-3015.
- Bharath, S. T. and T. Shumway(2008). "Forecasting default with the Merton distance to default model," *The Review of Financial Studies*, 21(3), pp.1339-1369.
- Black, F. and M. Scholes(1973). "The pricing of options and corporate liabilities," *Journal of Political Economy*, 81(3), pp.637-654.
- Breiman, L. (2001). "Random Forests," *Machine Learning*, 45(1), pp.5-32.
- Campbell, J. Y., J. Hilscher and J. Szilagyi(2008). "In search of distress risk," *The Journal of Finance*, 63(6), pp.2899-2939.
- Chevalier, J. A., and Mayzlin, D. (2006). "The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews," *Journal of Marketing Research*, 43(3), pp.345-354.
- Ciampi, F. and N. Gordini(2010). "Small enterprise default prediction modeling through artificial neural networks: An empirical analysis of Italian small enterprises," *Journal of Small Business Management*, 51(1), pp.23-45.
- Conneau, A., Khandelwal, K., Goyal, N., Chaudhary, V., Wenzek, G., Guzmán, F., ... and Stoyanov, V. (2020). "Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale," Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp.8440-8451.
- Crosbie, P. and J. Bohn(2003). *Modeling Default Risk*, Moody's KMV White Paper.
- Damodaran, A. (2012). *Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset* (3rd ed.). John Wiley and Sons.
- DeLong, E. R., DeLong, D. M., and Clarke-Pearson, D. L. (1988). "Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Non-parametric Approach," *Biometrics*, 44(3), pp.837-845.
- Drèze, X., and Zufryden, F. (2004). "Measurement of Online Visibility and Its Impact on Internet Traffic," *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), pp.20-37.
- Duffie, D. and D. Lando(2001). "Term structures of credit spreads with incomplete accounting information," *Econometrica*, 69(3), pp.633-664.
- Edmister, R. O.(1972). "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), pp.1477-1493.
- Fairlie, R. W.(2020). "The impact of COVID-19 on small business owners: Evidence from the first three months after widespread social-distancing restrictions," *Journal of Economics and Management Strategy*, 29(4), pp.727-740.
- Fairlie, R. W., Fossen, F. M., Johnsen, R. L. and Drobnik, G.(2022). "Were small businesses more likely to permanently close in the pandemic?," *Small Business Economics*, 60(4), pp.1219-1257.
- Fornell, C., S. Mithas, F. V. Morgeson III and M. S. Krishnan(2006). "Customer satisfaction and stock prices: High returns, low risk,"

- Journal of Marketing*, 70(1), pp.3-14.
- Keller, K. L.(1993). "Conceptualizing, measuring, and managing customer-based brand equity," *Journal of Marketing*, 57(1), pp.1-22.
- Kim, H., Kim, W. G. and An, J. A.(2003). "The Effect of Consumer-Based Brand Equity on Firms' Financial Performance," *Journal of Consumer Marketing*, 20(4), pp.335-351.
- Kumar, V., J. A. Petersen and R. P. Leone(2013). "Defining, measuring, and managing business reference value," *Journal of Marketing*, 77(1), pp.68-86.
- Liu, Y., X. Huang, A. An and X. Yu(2016). "Modeling and predicting the helpfulness of online reviews," *Data Mining and Knowledge Discovery*, 30(5), pp.1392-1421.
- Luo, X. and C. Homburg(2007). "Neglected outcomes of customer satisfaction," *Journal of Marketing*, 71(2), pp.133-149.
- Luo, X., C. Homburg and J. Wieseke(2013). "Customer satisfaction, analyst stock recommendations, and firm value," *Journal of Marketing Research*, 47(6), pp.1041-1058.
- Merton, R. C.(1974). "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates," *The Journal of Finance*, 29(2), pp.449-470.
- Moe, W. W. and M. Trusov(2011). "The value of social dynamics in online product ratings forums," *Journal of Marketing Research*, 48(3), pp.444-456.
- Moe, W. W., and Fader, P. S. (2004). "Dynamic Conversion Behavior at E-Commerce Sites," *Management Science*, 50(3), pp.326-335.
- Ohlson, J. A.(1980). "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp.109-131.
- Pang, B., and Lee, L. (2008). "Opinion Mining and Sentiment Analysis," *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2), pp.1-135.
- Porter, M. E. (1980). *Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries and Competitors*. New York: Free Press.
- Timoshenko, A. and J. R. Hauser(2019). "Identifying customer needs from user-generated content," *Marketing Science*, 38(1), pp.1-20.
- Tirunillai, S. and G. J. Tellis(2012). "Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance," *Marketing Science*, 31(2), pp.198-215.
- Trusov, M., R. E. Bucklin and K. Pauwels(2009). "Effects of word-of-mouth versus traditional marketing: Findings from an internet social networking site," *Journal of Marketing*, 73(5), pp.90-102.
- Vassalou, M. and Y. Xing(2004). "Default risk in equity returns," *The Journal of Finance*, 59(2), pp.831-868.
- Wang, L., R. Gopal, R. Shankar and J. Pancras (2016). "On the brink: Predicting business failure with mobile location-based checkins," *Decision Support Systems*, 76, pp.3-13.
- Zhang, M. and L. Luo(2023). "Can consumer-posted photos serve as a leading indicator of restaurant survival? Evidence from Yelp," *Management Science*, 69(1), pp.25-50.

- 저자 정동영은 현재 성균관대학교 경영학과 박사과정에 재학 중이다. 패널 데이터를 활용한 계량경제모형 분석을 주요 연구 방법으로 사용하고 있으며, 대한경영학회지, 소비문화연구 등의 국내 저널에 논문을 발표하였다. 주요 관심분야는 소비자 리뷰와 온라인 구전효과, 기업 성과 및 상권 분석, 그리고 데이터 기반 마케팅 전략이다.
- 저자 배경한은 성균관대학교의 박사수료생이다. 주요 관심 분야는 디지털 마케팅, 온라인 광고, 플랫폼 전략, 소상공인 마케팅이 사회에 미치는 영향을 탐구하는 데 초점을 두고 있다.
- 저자 김민술은 성균관대학교 경영학과에서 석사학위를 취득하였으며, 현재 동일 대학 경영학과 박사과정에 재학 중이다. 주요 연구 관심 분야는 디지털 환경에서의 온라인 리뷰와 광고 전략을 중심으로 한 소상공인 마케팅이다.
- 저자 김지영 교수는 현재 성균관대 경영대학 부교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 디지털 전환, 소상공인 마케팅, 온라인 광고, 및 디지털 마케팅 전반의 이슈로, Journal of Marketing과 Production and Operations Management 등 국내외 저널에 관련 연구를 발표하였다.