

## 데이터마이닝 앙상블기법의 감사위험 저감효과\*

허봉구(주저자)  
서명대학교 경영학과 강사  
(bkheo@daum.net)  
정용기(교신저자)  
전남대학교 경영학부, 교수  
(ykchung@chonnam.ac.kr)

감사업무 수행과 관련된 법적·제도적 변화와 감사실패로 인한 소송위험의 증가추세로 인해 감사인 스스로 감사위험을 저감할 수 있는 평가방법과 보다 객관적인 증거수집방법을 강구하지 않으면 안된다. 물론 감사의 효율성 제고와 감사위험 저감 차원의 많은 방법론 검토가 이루어져 왔던 것은 사실이나, 정보기술 및 정보시스템의 고도화와 대량의 데이터베이스에 대한 감사가 초점이 되고 있는 오늘날의 감사환경에서는 데이터마이닝기법의 적용이 감사위험평가에 새로운 방법론을 제공해 줄 수 있을 것이다. 감사위험평가에 데이터마이닝기법 적용사례가 전혀 없었던 것은 아니나 주로 단일방법론의 검토와 전통적인 평가방법과의 비교에 초점이 맞추어져 왔던 게 사실이다. 따라서 본 연구에서는 오늘날의 데이터베이스 감사환경에 맞추어 배경과 부스팅을 이용한 앙상블기법과 로짓회귀분석 및 의사결정나무를 인공신경망과 결합한 결합앙상블기법을 적용하여 이들 기법의 조합이 과연 감사위험을 최소화할 수 있는지를 분석해 보고자 하였다. 또한 선행연구들에서 감사위험평가에 재무변수만을 대상으로 하는 현실적 한계점을 극복하기 위해 비재무 관련변수까지를 포함한 총 75개의 변수에 대해 데이터마이닝기법과 이들의 앙상블기법을 적용하여 모형의 성능향상 여부를 평가하였다.

2000년부터 2010년까지 감리지적 및 비적정 감사의견을 받은 기업(289개)과 대응표본(867개)에 대한 모형검증 결과, 2가지 앙상블기법 모두에서 기존의 단일기법보다 오분류율이 낮게 보고되었으며, 특히 제2종 오류를 감축시키는데 큰 효과를 보였다. 또한 오분류 비용을 고려한 모형평가에서도 단일모형을 이용한 기법보다 2가지 앙상블기법 모두에서 개선된 결과를 보였다. 이는 산업별 분석에서도 동일한 결과를 보여 앙상블기법의 사용이 업종과 관계없이 의미가 있는 것으로 나타났다. 이는 적정표본 판별의 오분류율을 최소화함으로써 감사위험을 저감시키고 분류정확성을 증대시키는데 데이터마이닝 앙상블기법의 적용이 기존의 방법론에 비해 보다 유용함을 실증한 셈이며, 상용화된 데이터마이닝 분석프로그램을 이용함으로써 대용량 자료처리를 기본으로 하는 감사실무에도 보다 쉽게 적용될 수 있을 것으로 본다.

주제어: 회계감사위험, 신감사기준, 데이터마이닝, 앙상블기법, ROC곡선, 상대적 추정 오분류비용 모형평가

### 1. 서 언

최근 국내외 회계부정 및 분식회계 사건들로 인해 기존 감사실무의 유효성에 강한 의문이 제기되면서 감사법인이 수행하는 감사기법이 실질적인 변화에 직면하고 있다(Calderon and Cheh, 2002;

Tromper and Wright, 2010). 사베인-옥슬리법안(Sarbanes-Oxley Act)은 감사인들의 중대한 감사보고실패 재발방지와 소송가능성을 최소화하는 차원에서 감사실무를 대폭 변화시키는 원인으로 작용하였으며(Trompeter and Wright, 2010), 국내에서도 이 법안의 주요 내용을 받아들여 증권거래법, 외감법 등을 개정하였고, 국제회계기준(IFRS)

최초투고일: 2013. 2. 25      수정일: (1차: 2013. 7. 12)      게재확정일: 2013. 9. 24

\* 본 논문은 첫 번째 저자의 전남대학교 회계학과 박사학위논문을 기초로 수정·보완하여 작성되었습니다. 박사학위논문에 대하여 유익한 조언과 심사를 해주신 위준복 교수님, 김재전 교수님, 김진호 교수님, 이계원 교수님께 진심으로 감사드립니다. 또한 익명의 두 분 심사위원들께 감사드립니다.

의 도입에 이어 회계감사분야에서도 신국제감사기준(New ISA)이 도입되기에 이르렀다. 신국제감사기준의 핵심내용 중의 하나는 위험기반접근법(risk-based approach)으로, 이는 감사절차에 있어서 회사의 사업위험, 사업전략 등을 감안한 감사위험을 평가하도록 하며, 감사위험 평가결과와 이후의 후속 감사절차 간의 연계성을 강화하고자 하는 것이다(정영기 외, 2009). 이 경우 사업위험평가 관련 업무에 감사투입시간이 증가하고, 이를 위해 비계량적지표들을 활용한 분석적 검토 등의 활용이 늘어날 것이다(Eilifsen et al., 2001). 또한 입증감사절차에 비해서 회사의 사업에 대한 이해나 감사위험평가 및 계획수립과정에 보다 많은 역량과 시간이 투입될 것이며, 감사위험이 낮게 평가된 계정에 대한 시간투입은 상대적으로 줄어들게 될 것이다(권수영 외, 2010). 즉 전체적인 감사역량의 투입비중을 결정할 때 감사위험 평가결과에 따른 선택과 집중이 이루어지게 될 것이며(정영기 외, 2009), 이는 결국 감사위험 또는 사업위험과 관련된 평가의 중요성을 강조하는 것이다(Trompeter and Wright, 2010; Hogan et al., 2008).

감사환경변화의 또 다른 요인으로 급속한 IT기술의 발전을 고려하지 않을 수 없다. 이미 대부분의 기업은 ERP나 상용화된 회계프로그램과 같은 IT application을 이용하여 회계 관련 데이터를 관리하고 있으며, 이러한 정보환경은 데이터베이스 보안 및 시스템 통제 등 감사관련 위험의 증대요인이 되고 있다(Hunton et al., 2004). 감사대상기업들은 갈수록 보다 정교하고 복잡한 정보시스템으로 진화하고 있으며, 감사대상이 되는 회계데이터와 데이터베이스 역시 그 용량이 대형화되고 있고, 다양한 정보이용자들만큼이나 보고서와 분석자료 또한 그 형식과 내용이 다양해져 가고 있다. 이러한 변화는 정

보시스템 및 데이터베이스의 보안문제와 통제위험의 증가, 분석자료에 대한 신뢰성 및 오류위험평가 등에서 다양한 새로운 감사위험의 증대로 이어질 수 있다. 따라서 감사인들이 감사의 효율성과 효과성을 보다 높이기 위해서는 다양한 정보기술 및 전산시스템에 대한 충분한 이해와 활용능력을 갖추고 있어야 하며(Brazel and Agoglia, 2007; Trompeter and Wright, 2010), 감사대상기업의 정보시스템과 적용기술을 모두 포괄할 수 있는 새로운 감사기술과 감사위험 평가방법을 도입해야 한다(이효익, 2010; Calderon and Cheh, 2002; Koskivaara, 2004; Kirkos et al., 2007a).

이러한 변화요구에 대응할 수 있는 방법론으로 데이터마이닝 기법을 고려해 볼만하다. 지금까지 회계감사분야에서는 추세분석, 비율분석, 회귀분석 등 전통적인 통계기법을 중심으로 한 평가방법이 주를 이루어왔다면, 정보시스템 환경에서의 데이터베이스를 중심으로 한 대용량 감사체제에서는 데이터마이닝기법이 보다 효과적이고 유용한 분석도구로 사용될 수 있다(Calderon and Cheh, 2002; Jans et al., 2010; Koskivaara, 2004; 차경엽, 2010; 김찬수와 차경엽, 2009). 물론 데이터마이닝에도 다양한 기법들이 개발되고 있으며, 이들 각각의 기법들은 나름대로의 특성을 가지고 있다. 따라서 일련의 복잡한 분석과정을 수행해야 하는 감사절차에 데이터마이닝기법을 적용하는 경우, 어느 하나의 기법만을 독립적으로 사용하기 보다는 분석절차나 목적에 맞추어 이들 기법을 결합 또는 혼용하여 사용하는 것(양상불기법)이 보다 나은 성과를 보일 수 있다는 주장이 제기되고 있다(Kirkos et al., 2007b; 이건창과 최관, 2007). 그럼에도 불구하고 아직 회계감사분야에서 이러한 양상불기법의 적용효과가 검증된 사례는 많지 않다.

본 연구가 기존 연구들과 차별화 되는 점은 첫째, 기존 감사위험평가에 관한 연구들은 감사의견 예측, 계속기업 판단예측, 감리대상기업 선정모형 등으로 구분되어 개별적으로 진행되었으나, 이를 종합적으로 검토한 연구는 많지 않다. 즉 본 연구는 각종 감사 관련 변수들을 사용하여 궁극적으로 감사의견식별, 계속기업 판단 그리고, 감리지적식별 의사결정으로 연계되는 사전적인 의미의 재무제표 오류 및 부정에 대한 식별의 문제이다. 이는 오류나 부정의 징후를 나타내는 변수를 사전적으로 탐지함으로써 감사시간과 비용 등 감사범위를 결정하게 되는 중요한 위험평가문제이다. 또한 이들 연구가 주로 재무변수에 초점을 맞추어 진행된 반면 본 연구는 추가적으로 다양한 비재무적 변수를 고려하였다는 것이다. 특히, 사전적으로 수행되는 분석적 절차에 관해 신감사기준 520.분석적 절차에서 "분석적절차란 재무데이터와 비재무데이터간의 개연적인 관계를 분석하여 재무정보를 평가하는 것을 의미한다."고 제시하고, 위험을 평가할 때 그 결과를 고려하도록 요구하고 있어 이러한 분석은 의미가 있을 것으로 판단된다. 또한 금융감독원에서 공시된 감리지적사항 및 외부감사보고서의 사례에서 실제 적발된 사항들까지 변수에 포함하여 실제 의사결정문제와 유사한 환경이 되도록 하였다. 이를 위해 본 연구에서는 감사 및 감리지적 항목, 부정유인 및 위험징후, 기업특성, 감사인 특성과 감사위험, 재무자료와 비재무자료간의 불일치성과 관계회사 상호거래를 나타내는 변수 75개를 이용하여 분석을 수행하였다. 이는 데이터마이닝기법의 경우 대용량 데이터 처리에 용이한 기법으로서 기존의 연구방법에 비해 보다 많은 데이터를 검토할 수 있음에 기인하는 것

이다.

둘째, 감리지적기업 예측에서 설명변수간 인과관계 설명을 위하여 베이지안 망기법과 의사결정나무(C5.0)기법을 결합한 앙상블 기법을 적용한 연구가 존재하나(이건창과 최관, 2007) 본 연구에서는 결합앙상블(combined ensemble)을 수행하기 위해서 이미 많은 분야에서 연구되고, 상용화된 프로그램에서 쉽게 이용<sup>1)</sup>할 수 있는 로짓회귀분석, 의사결정나무와 인공신경망 기법을 결합하는 앙상블 방법을 선택하였다. 또한 재표집(resampling) 앙상블 기법인 배깅(bagging), 부스팅(boosting)기법을 로짓회귀분석과 의사결정나무분석에 적용 하였다. 이들 방식을 적용한 이유는 기업도산예측과 고객관계관리 관련 연구에서 단일기법에 비해 분류능력을 향상시키는 결과(Lin and McClean, 2001; 이극노와 이홍철, 2003)를 보여주고 있을 뿐 만 아니라 로짓회귀분석의 경우는 회계학분야에서 전통적으로 분류기법에 가장 많이 사용되고 있는 기법이기 때문에 회계분야 연구자 및 실무자들이 쉽게 이해하고 적용할 수 있으며 각 변수의 영향력을 해석할 수 있다는 장점이 있다. 또한 데이터마이닝기법 중 의사결정나무와 인공신경망의 경우에는 감사의견 예측, 계속기업 판단예측, 감리대상기업 선정모형에서 가장 많이 검토되고 그 유용성이 주장되고 있는 기법(Green and Choi, 1997; Feroz et al., 2000; Lin et al., 2003; Koh and Low., 2004; Gaganis et al., 2007; Kirkos et al., 2007b 등)이다. 의사결정나무의 경우 나무구조형태를 이용한 의사결정규칙을 통해 분류나 예측을 수행하는 방법으로 다른 방법에 비해 연구자가 그 과정을 쉽게 이해하고 설명할 수 있으며, 상호작용효과의 해석에

1) SPSS의 클레멘타인(Clementine), SAS의 Enterprise-Miner, MS SQL Server 등을 들 수 있으며, 본 연구에서는 SAS의 Enterprise-Miner 7.0를 분석도구로 이용하였다.

용이하기 때문에 많이 이용된다(Koh and Low., 2004; 강현철 등, 2007). 그리고 인공지능경망의 경우 다른 기법에 비해 노이즈가 들어 있는 데이터 집합도 잘 처리할 수 있으며, 변수의 수가 많고 입력변수와 출력변수가 복잡한 비선형함수 형태를 가질 때 더 유용하며, 상대적으로 높은 예측력을 보여주고 있기 때문이다(Calderon and Cheh, 2002; Roiger and Geatz, 2003). 결국 이러한 기법들을 이용해 앙상블을 수행하는 이유는 개별 기법들의 장점을 확대시키고 각 기법들이 가지는 단점<sup>2)</sup>을 보완하는 효과를 가져 올 수 있기 때문이다(Lu, H. et al., 1996; 허준과 김종우, 2005; 이정진, 2011).

한편, 데이터마이닝을 감사에 적용하는 경우는 이론적으로 엄밀한 모델을 도출하는 것이 아니라, 실제적용을 통해 문제발생 가능성이 높은 데이터를 추출하는데 있으며, 이는 전체 데이터를 모두 점검하는 것에 비해 감사의 효율성을 높이는 효과를 가질 수 있다. 따라서 모형평가에 과도한 노력을 기울이기 보다는 설명력이 아주 낮은 모형을 제외한 다양한 모형을 적용하여 문제 발생가능성이 높은 집단을 추출한 이후 서로 교차점검(cross-check)하는 것이 감사의 효율성을 높일 수 있을 것이다<sup>3)</sup>(김찬수와 차경엽, 2009).

셋째, 모형평가와 관련하여 민감도 분석을 실시하였다. 즉 데이터마이닝의 일반적인 경우 여러 모형 중 설명력이나 예측력이 가장 좋은 모형을 찾아내는 모형평가는 그 자체로 상당히 중요한 의미를 가진다. 그럼에도 불구하고 기존연구들은 흔히 분류나 예측모형의 성능을 평가할 때 적용하는 기준인 적중

률 또는 오분류율에 초점을 맞춰 평가가 이루어지고 있다. 그러나 오분류율이나 적중률을 성능평가의 기준으로 사용할 경우에는 모든 오분류율 관련 비용이 동일하다는 가정 하에 이루어진다. 그러나 이러한 가정은 실제로 적절하지 않은 경우가 많다. 특히 본 연구는 기업의 오류나 부정을 식별하는 모형과 유사한 의미의 연구이며, 이런 경우 제1종 오류와 제2종 오류의 비용이 동일하다고 가정하는 것은 현실적이지 못하다. 또한 실제 오류나 부정이 발생하는 확률은 적정한 회계처리를 통해 기업실질을 제공할 확률과 비교하여 상대적으로 작다. 즉 오분류로 인한 비용과 그 사전확률값이 적정기업과 비적정기업 간에 큰 차이를 보이는 경우에는 모형평가지 이를 적절히 조정하는 방법이 필요하다. 따라서 이러한 점을 보완하는 의미에서 본 연구에서는 ROC의 c-통계량, 오분류비용 및 부정의 사전확률을 이용한 ERCm 분석을 실시하고자 한다.

본 연구에서는 감사인의 감사위험 평가업무 절차에 따라 특성에 맞는 적절한 데이터마이닝기법을 혼용하여 사용하는 앙상블기법을 적용함으로써 전통적인 감사위험 평가방법보다 더 나은 성과를 보일 수 있는지를 실증해 보이고자 한다. 또한 감사위험 평가과정에서 각 기법들이 각종 위험징후 변수들을 얼마나 정확히 판별할 수 있는지, 즉 오분류율을 최소화할 수 있는 방법론은 어떤 것인지 기존 단일 기법과 앙상블기법을 비교하는 방식으로 분석해보고자 한다.

이러한 분석은 이미 대부분의 감사대상기업이 최신의 전산회계시스템과 데이터베이스를 구축·운영

2) 의사결정나무의 단점은 연속형값을 비연속적인 값으로 취급하여 분리가 이루어지는 경계점 부근에서 예측오류의 가능성이 크며, 회귀 분석과 비교하여 각 변수의 영향력을 해석할 수 없다는 단점이 존재하며(강현철 등, 2007), 인공지능경망의 경우 분류 결과에 대해 왜 그렇게 분류하게 되었는지 설명하기가 쉽지 않는 단점을 가진다(이정진, 2011).

3) 즉 데이터마이닝의 목적이 최종확인을 위한 리스트를 도출하고자 하는 것이지 그 자체로 감사를 마무리하는 작업이 아님을 이해해야 한다(김찬수와 차경엽, 2009).

하고 있어 분석대상 자료인 데이터베이스 내용 또한 갈수록 대용량화 되어 간다는 추세를 감안할 때, 이에 적합한 새로운 감사위험 평가방법을 탐색·제시하는 기회가 될 수 있을 것이다. 또한 최근 증가하고 있는 감사소송 관련 문제에 체계적·객관적으로 대응하기 위한 근거자료를 확보할 수 있는 방법론이 될 수도 있을 것이다.

## II. 이론적 배경 및 선행연구의 검토

### 2.1 새로운 감사방법론의 필요성

오늘날의 기업경영 환경변화에 대응하고 회계보고 실패의 위험을 감소시키기 위해서는 기존 감사방법론의 변화와 새로운 감사기법의 도입이 불가피해 보인다. 이에 대한 필요성을 강조한 선행연구들의 주장을 다음의 세 가지 흐름으로 요약해 볼 수 있다.

첫째, 기업의 재무보고실패 사례와 이를 보완하고자 하는 각종 법적·제도적장치가 도입되고 있다. 국내외 주요 기업의 회계부정사례와 이로 인한 감사체도의 유효성에 대한 의문제기로 말미암아 지난 2002년 사베인-옥슬리 법안이 제정되고, 국내에서도 증권거래법, 외감법 등의 개정을 통한 대응책이 마련되었다. 그러나 사베인-옥슬리 법안 도입 이후에도 재무제표 부정의 빈도는 크게 줄어들지 않고 있는 것으로 조사되었다(Hogan et al., 2008). 그 근거로 Price-Waterhouse & Coopers(PwC)에서 미국 내 34개주 3,000명 이상의 기업임원들을 대상으로 한 조사에서 법안 도입 이후 재무제표부정이 발견되거나 보고된 사례가 140% 증가했음을 보고하였다. 물론 이러한 현상은 실제로 부정사례가

증가되었을 수도 있지만, 법안 시행 이후 엄격한 통제와 위험관리시스템이 적용됨으로 인해 적발된 건수가 증가하여 나타난 현상일 수도 있다. 어쨌든 Sarbanes-Oxley 법안 시행에도 불구하고 각종 회계부정사례가 상존하고 있다는 것은 결과적으로 기업의 시장가치에 부정적인 영향을 미칠 것이며, 장기적으로는 기업의 존립을 위태롭게 할 수도 있기 때문에 투자자나 이해관계자의 입장에서는 매우 중대한 관심사가 아닐 수 없다. 또한 감사법인의 입장에서 회계부정사건으로 인한 법적, 제도적 장치의 강화 및 이로 인한 소송가능성의 증대, 원칙중심 회계처리의 도입으로 인한 규제기관 또는 이해관계자와의 의견충돌 및 법적 부담감 증대, 위험기반접근법의 채택으로 인한 선택과 집중의 강화 등으로 인해 결국 기존의 감사방법론을 변화시켜야 하는 필요성을 인지하고 있다(Kinney, 2005; Nelson and Tan, 2005).

둘째, 정보기술과 데이터베이스의 활용이 보편화되었다. 기업 IT환경의 변화는 회계감사업무에도 많은 질적, 방법적인 변화를 요구하고 있으며, 감사인들 역시 감사대상기업과 관련된 재무적, 비재무적 정보를 손쉽게 읽고 활용할 수 있게 되었다(Brazel and Agoglia, 2007; Trompeter and Wright, 2010). 또한 감사인은 감사대상회사의 전산 환경에 의해 영향을 받는 분야의 감사계획을 수립할 때 전산시스템 활용의 중요성과 복잡성 및 감사에 이용될 자료의 이용가능성에 대해 충분히 이해하고 있어야 한다. 왜냐하면 경영자의 주장은 재무제표를 통해 이루어지며, 그러한 재무제표를 산출하는 정보시스템환경은 기업마다 다를 수 있기 때문에 해당기업의 정보시스템을 정확히 이해하려는 노력은 감사계획단계에서 매우 중요하다. 특히 재무적·비재무적 자료에 관계없이 기업의 모든 자료

는 하나의 데이터베이스에 의해 운용되고 있으며, 기업 내외부의 각종 의사결정을 위해 데이터웨어하우스나 데이터마이닝기법 등이 주요 의사결정을 위한 분석도구로 개발, 사용되고 있다. 따라서 감사업무 수행에 있어서도 이러한 정보기술을 중심으로 한 경영환경변화와 각종 분석도구의 개발동향을 고려하여 데이터마이닝기법과 같은 새로운 분석기법을 적극 활용함으로써 감사의 품질과 신뢰도를 제고할 필요가 있다(Koskivaara, 2004; O'Donnell and Schultz, 2003; Kirkos et al., 2007a).

셋째, 신국제감사기준의 도입으로 사업위험(business risk) 개념을 포함하기 위한 새로운 감사방법론이 필요하다. 위험중심감사(risk based auditing)에서의 위험은 기업들이 그들의 목적을 달성하지 못하게 될 위험을 의미한다(Kirkos et al., 2007b). 이러한 사업위험 개념의 도입으로 기업들은 경영목적, 사업전략, 경영시스템의 분석을 강화하는 효과를 낳게 될 것이며, 감사계획수립과정에서 핵심감사인력의 참여요구로 인해 감사업무의 효과와 효율을 증가시킬 것으로 예상된다(정영기 등, 2009). 또한 Calderon and Cheh(2002)은 위험중심감사를 효율적으로 수행하기 위해서 감사인들은 데이터마이닝 기법과 같은 진보된 기법들이 사용되어야 한다고 주장한다. 이는 데이터마이닝기법이 분석대상 데이터의 양이 많고, 데이터 차원이 높으며, 복잡도가 높을수록 그 유용성은 보다 배가되는 것으로 알려져 있기 때문이다. 따라서 분석하고자 하는 데이터들 간의 상호연관성이 높고, 방대한 기업 거래자료를 모두 포괄해야 하는 감사위험 평가업무의 특성에 견주어볼 때 데이터마이닝기법은 새로운 감사위험평가기법으로 충분히 매력적인 것이다.

## 2.2 회계감사 위험평가 연구

사실 회계감사위험평가에 관련된 문제에 대해서는 오랜 기간 광범위한 논의가 진행되어 왔다. 이는 위험평가 문제가 감사실무에 있어서 매우 중요하면서도 복잡하고 어려운 업무에 해당하기 때문이기도 하지만, 이로 인한 여파가 기업이나 감사인 개인의 차원을 넘어 전체시장과 국가에 까지 중대한 영향을 미치기 때문이다.

재무제표감사에 대한 감사인의 의견형성은 재무제표를 둘러싼 오류나 부정에 대한 가능성(위험) 평가로부터 시작되며, 이러한 위험평가업무는 이후의 전체적인 감사비용 및 시간 등 감사업무량을 결정하는 중요한 요인이 된다(이효익, 2010). 그럼에도 불구하고 실제로 감사절차를 수행함에 있어 오류나 부정을 식별하는 업무는 쉽지가 않다. 그 이유는 실제 이러한 현상이 빈번하게 이루어지는 것이 아니기 때문에 흔히 외부자인 회계감사인이 이를 쉽게 감지하기 어려울 뿐만 아니라, 경영자들이 의도적으로 이를 감추거나 감사인을 기만하는 행위를 할 경우 실제로 이를 식별해 내기가 어렵기 때문이다(Fanning and Cogger, 1998). 그 근거로 2012년에 발표된 ACFE (Association of Certified Fraud Examiners)의 보고서에 따르면, 조사대상 전체에서 익명의 제보에 의해 부정이 발견되는 경우가 43.3%에 이르는데 반해, 내부감사를 통해 부정이 탐지된 것이 14.4%, 외부감사를 통한 부정탐지는 겨우 3.3%에 불과한 것으로 나타났다. 이는 역설적으로 내부감사나 외부감사로 인한 부정의 탐지가 실제로 쉽지 않음을 반증하고 있는 것이다.

또한 정보기술 기반의 기업환경 변화와 사업위험평가 중심의 감사환경 변화로 인해 일반적인 감사절차를 이용해서는 이러한 오류나 부정을 감지하기란

더더욱 쉽지가 않다. 따라서 효과적인 탐지를 위해서는 추가적인 분석적 절차가 필요하며, 이를 위해 주요 감사법인들은 고급분석기법을 이용하거나 정보 기술을 적극적으로 활용하는 방향으로 감사방법론을 변화시키고 있다(Baldwin et al., 2006; Kirkos et al., 2007b; Trompeter and Wright, 2010).

이러한 시대적 흐름과 실무상의 필요에 따라 재무제표 부정과 위험평가 등에 관련된 다양한 연구들은 감사의견 예측, 계속기업 판단예측, 감리대상기업 선정모형과 관련된 연구로 진행되어 왔다.

감사의견 예측과 관련된 연구들은 주로 비적정의견 예측이나 계속기업 판단 분야에서 주로 연구되고 있는데, 이 중 감사의견 예측에 관한 연구로는 감사인이 감사대상기업에 대해 비적정 감사의견을 표명할 가능성을 해당기업의 재무적·비재무적 특성을 바탕으로 추정해보는 연구가 있다(최관 등, 2001). 이러한 감사의견 예측 관련 연구는 우선 감사인 입장에서는 비적정 감사의견을 받게 될 가능성을 식별하는 데 감사의견예측모형을 하나의 의사결정지원수단으로 사용할 수 있으며, 감사수임을 위한 고객 선별 의사결정에도 이용할 수 있다는 것이다(Dopuch et al., 1987). 또한 감사의견예측모형은 흔히 감사인이 유사한 상황에 처하게 되었을 때 특정 감사의견을 제시하는 기준점으로서의 역할도 할 수 있으며, 동료 감사인들 사이의 상호평가도구로도 사용될 수 있다. 이 모형은 감사인이 비적정 감사의견을 표명하지 않은 경우 감사인 과실에 대한 법적 소송에 대비하기 위한 근거자료로도 사용될 수 있을 것이다. 한편 연구자의 입장에서는 감사의견예측모형이 투자자들의 기대에 대한 대응치로도 이용할 수 있으며, 공시된 자료를 이용하여 감사의견을 예측할 수 있는 기업과 그럴 수 없는 기업을 구별함으로써 주가반응의 검증력을 향상시키는 데에도 사용할 수 있

다(Dopuch et al., 1987).

계속기업 판단에 관한 연구 역시 비적정 감사의견 예측문제와 더불어 많은 연구가 이루어지고 있는 분야이다. 비록 감사의 궁극적인 목적이 기업의 생존가능성 여부를 평가하는 데에 있는 것은 아니라하더라도, 계속기업 여부에 관한 의견표명이 없는 경우에 기업이 파산에 이르게 되었다면 이는 분명 감사실패로 받아들여질 수 있다(Geiger and Raghunandan, 2002). 더구나 실제로 이러한 사례와 관련된 감사실패의 발생빈도가 높다는 것은, 감사인에게 있어서 계속기업 여부와 관련된 의사결정이 매우 복잡하고 고도의 판단력을 요하는 일임을 반증하는 것이다. 따라서 계속기업 판단과 관련된 예측모형들이 감사인의 의사결정지원도구의 하나로 연구되어지고 있다(Martens et al., 2008).

회계부정의 문제를 직접 다루고자 했던 연구들은 주로 SEC의 지적기업이나 감리지적기업들을 대상으로 하였다. 감리대상기업 선정모형의 경우는 지금까지 감리대상이 되었던 기업들을 표본으로 하여 감리지적 예측모형을 개발하고, 향후 감리대상기업을 선정할 때 이 모형에 의해 계산된 감리지적 확률이 높은 기업부터 표본으로 추출하는 전략을 택한다.(손성규와 박종성, 2001) 또한 많은 연구에서 사용한 기업의 재무제표 오류(error)와 부정(fraud) 혹은 이상(irregularity)에 대한 탐지를 하는 방법론(Green and Choi, 1997; Calderon and Green, 1994) 또한 재무제표 전반에 걸쳐 중점 감사할 항목을 찾고자 하는 것이다.

### 2.3 감사위험과 데이터마이닝기법 적용 연구

감사의견 예측, 계속기업 판단예측, 감리대상기업 선정모형과 관련하여 데이터마이닝 기법을 적용시킨

연구들은 1990년대에 시작되었다. 이들 연구 중 1990년대와 2000년대 초반에 수행된 대부분의 연구들은 인공신경망, 혹은 인경신경망과 기존의 통계적방법과의 비교연구가 주종을 이루고 있다. 재무제표 오류와 부정을 감지하는데 인공신경망의 효과를 실험한 연구들은 제1종 오류율과 제2종 오류율이 낮게 나타난다고 주장하는 연구(Green and Choi, 1997)와 반대로 인공신경망 모형이 정교한 통계적 분석보다 오류나 부정을 유의하게 식별한다는 것에 의문을 제기하는 연구(Fanning et al., 1995; Fanning and Cogger, 1998; Coakley and Brown, 1993)로 구분된다. 2000년대에 들어서면서 보다 다양한 방법론들이 논의되기 시작하였고, 특히 단일모형의 한계점을 극복하고자 하는 의도에서 앙상블 방법들이 적용되기 시작한 것은 극히 최근의 일이다. Lin 등(2003)의 연구에서는 SEC기준 위반기업 40개와 대응표본 160개를 선정하여 로짓모형과 퍼지개념을 도입한 퍼지인공신경망과의 예측정확성을 비교 연구하였다. 두 모형 모두 비부정 사례에서는 유의한 예측력을 보였으며, 상대적으로 로짓모형의 예측력이 뛰어난 것으로 나타났다. 반면에 부정기업 탐지에서는 퍼지인공신경망모형이 로짓모형보다 뛰어난 예측력을 보였다. Koh and Low(2004)의 연구는 계속기업예측모형을 구축하면서 로짓, 의사결정나무, 인공신경망모형을 비교한 결과 의사결정나무모형이 인공신경망모형, 로짓모형에 비해 좀 더 나은 분류성적을 보였다.

Gaganis 등(2007a)의 연구는 확률인공신경망모형, 인공신경망모형, 로짓모형을 이용하여 한정감사의견 식별에 관한 연구를 수행하였는데, 확률인공신경망모형이 인공신경망과 로짓모형에 비해서 한정감사의견식별에서 좋은 성과를 보였다. Kirkos 등(2007a)의 연구에서는 의사결정나무모형, 인공신

경망모형, 베이지안 신뢰네트워크모형을 사용하여 한정감사의견 식별을 연구하였다. 각각 225개의 한정감사의견기업과 대응기업에 대한 분석에서 베이지안 신뢰네트워크모형이 가장 높은 설명력을 보였고, 인공신경망모형과 의사결정나무모형이 그 뒤를 따랐다. 국내연구로서 앙상블기법을 최초로 적용한 이진창과 최관(2007)의 연구에서는 감리지적기업 식별에 일반베이지안망(general bayesian network), 나이브 베이지안 망(naive bayesian network), 그리고 일반베이지안망과 의사결정나무를 결합한 결합앙상블방법을 제시하여 개별모형보다 결합앙상블을 사용하는 경우 예측력이 개선되었음을 보였다. 이상 관련 선행연구들을 <표 1>에서 정리하였다.

이상의 선행연구결과들을 종합해 볼 때 데이터마이닝기법이 전통적인 회귀분석이나 로짓모형, 판별분석 등에 비해 분류율이나 예측력에 있어 보다 나은 성과를 보이고 있는 것으로 요약된다. 실무상으로도 데이터마이닝기법은 특히 고객의 구매패턴 파악, 보험사기 색출, 도난카드사용 발견, 주식시장분석, 신용위험평가, 세무감사 대상선정 등의 문제에 실질적으로 적용되어지고 있다. 감사위험평가 분야에서도 데이터마이닝기법을 적용한 연구가 시도되고 있긴 하지만 이들 연구는 대부분 전통적인 통계적 방법과 데이터마이닝 기법(주로 인공신경망 기법)간의 비교를 통해 좀 더 나은 성과를 보고하는 방법이 어떤 것인가를 식별하는데 주안점을 두고 있다. 그러나 데이터마이닝기법이라 하더라도 그동안 개발되어온 방법들이 다양할 뿐만 아니라, 이들 방법마다 다양한 특성과 장단점을 가지고 있다. 따라서 이들 기법을 각각 독립적으로 사용하기 보다는 적용대상이나 분석 특성에 맞추어 이들 기법을 적절히 혼용하여 사용하는 것이 성과 측면에서는 보다 나은 방법이 될지도 모른다(Kirkos et al., 2007b; 이

〈표 1〉 선행연구 검토 및 본 연구의 차별성

연구자	표본	분석방법	주요 input 변수(독립변수)	시사점(주장)
Green & Choi (1997)	86개 SEC 적발기업/비적발기업 대응	역전과 인공신경망 (binary)	5개 변수(대손충당금/순매출액, 대손충당금/매출채권, 순매출액/매출채권, 매출총이익/매출액, 매출채권/총자산)를 3방법으로 변형 검증	미래 부정위험측정을 위한 도구로써 인공신경망을 지지함.
Feroz et al. (2000)	42개 SEC 적발기업 vs 90개 대응기업	인공신경망 로지	7개 변수(산업ROE-기업ROE, EBIT/이자비용, 매출채권/매출액, Altman Z-Score, CEO교체, CFO교체, 감사인교체)	인공신경망이 로지보다 높은 성과 보고.
Lin et al. (2003)	40개 SEC 적발기업 vs 160개 대응기업	Fuzzy 인공신경망 로지 회귀분석	8개 재무변수(대손충당금/순매출액, 대손충당금/매출채권, 매출채권/순매출액, 매출채권/총자산, 매출총이익/순매출액, 순매출액, 매출채권, 대손충당금)	FNN이 로지보다 예측력이 높음. 사전확률과 오분류비용을 고려한 ERC분석 결과 동일.
Koh & Low (2004)	165개 계속기업 의심/적정의견기업 대응	로지 분석 인공신경망 의사결정나무	6개 재무변수(당좌자산/유동부채, 총자산장가치/총자산, 총부채/총자산, EBIT, 당기순이익/총자산, 유보이익/총자산)	의사결정나무(인공신경망)로지순으로 분류정확성이 높음.
Kaminski (2004)	SEC적발기업 70개 1:1 매칭	t-검증 판별분석	21개 재무변수(매출채권/총자산, 매출원가/제조자산, 매출원가/매출액, 유동자산/유동부채 등)	재무비율은 부정식별에 제한적임
이건창/최관 (2007)	224개 감리지적기업 vs 599개 비지적기업	GBN, NBN C5.0를 결합한 앙상블 방법	43개 변수(재량발생액(Jones 모형), 재량 발생액, 기관지분율1, 기관지분율2, 대주주 1인지분율, 소액주주지분율, 외국인 지분율, 투수관계자채무/총자산, big5감사법인, 적정의견여부, 기업규모 등)	ensemble 방법이 단일모형보다 예측력이 높음.
Kirkos et al. (2007a)	225개 비적정감사의견/적정의견 기업 대응	인공신경망, C4.5, BBN	26개 재무변수(매출액, 세전 순이익, 세전 순이익률, 운전지분, 현금유가 등)	BBN(인공신경망)의사결정나무의 순으로 예측력 보임.
Kirkos et al. (2007b)	38개 비적정감사의견/적정기업 대응	의사결정나무, 인공신경망, BBN	27개 변수(Altman Z-score, ln(총자산), ln(총부채), 총부채/총자산, 총부채/총자산, EBIT 등)	BBN(인공신경망)의사결정나무 순으로 정확성 보임.
Gaganis et al. (2007)	264개 비적정감사의견기업 vs 3069개 적정기업	인공신경망 확률인공신경망 로지 분석	26개 변수(ln(감사비용), ln(이사회 급여), ln(종업원수), ln(총자산), 유동비율, 총자산/종업원수, EBIT margin 등)	PNN > ANN )로지모형 순으로 예측정확성 보임
Martens et al. (2008)	271개 계속기업의심기업/적정의견 기업 대응	AntiMiner+, C4.5, 로지, SVM, Majority vote	14개 재무변수(유동비율, ln(총자산), CFO/총부채, 총부채/총자산, 총부채/총자산 변화율, 당기순이익/총자산 등)	SVM(로지)C4.5) AntiMiner+ 순으로 정확성 보임. AntiMiner+의 도입 및 장점을 설명.
Perols (2011)	51개 SEC 지적기업과 15,934 비지적 기업	인공신경망, 로지회귀, SVM, bagging, C4.5, Stacking	42개 변수 중 전체 알고리즘 동일 사용 6개 변수(감사인교체, 재량발생액, Big4, 매출채권, 비기대노동생산성 등)	(사전확률 이용한 샘플링) 로지회귀, SVM이 인공신경망, bagging, C4.5, stacking보다 좋은 분류성능 보임.
본 연구	289개 비적정 vs 867개 적정기업(비적정감사의견기업 + 감리지적기업)	로지회귀, 의사결정나무, 인공신경망, 앙상블기법(배깅, 부스팅) 로지분석, 의사결정나무, 인공신경망을 결합한 앙상블 기법	75개 변수 사용(재무자료와 비재무자료간 불일치정, 관계회사 상호거래, 감사인 특성과 감사위험관련 시장변수, 감사인 변경 등)	결합 앙상블 기법 및 배깅, 부스팅 모두에서 단일분석보다 오분류율이 낮게 나타남. 산업별 분석에서도 동일한 결과를 보임. 모형평가를 통해 강건성 검증은 수행함.

견장과 최관, 2007).

실제로 앙상블기법이 개별기법들이 가지고 있는 단점을 보완하고 장점을 확대시키는 효과가 있는 것으로 평가되고 있기도 하다(이정진, 2011). 따라서 데이터마이닝기법이 실제로 감사위험 평가업무에 적용될 수 있도록 하기 위해서는 감사업무 사례에 앙상블기법을 포함한 다양한 데이터마이닝기법들의 적용효과를 검증하는 연구들이 선행되어야 할 것이다. 이와 관련하여 본 연구에서는 데이터마이닝기법들을 통합하여 사용하는 방법으로 로짓회귀분석이나 의사결정나무 등 개별기법을 적용하여 추출된 변수들을 재표집(resampling)하는 앙상블기법인 배깅, 부스팅 외에도 분석기법간 결합을 의미하는 결합앙상블(combined ensemble)기법을 사용하는 등 앙상블 방법의 효과를 검증하기 위한 다양한 접근방법을 시도한다.

### III. 연구 설계

#### 3.1 연구설계 및 실험절차

일반적으로 데이터마이닝기법이 전통적인 평가방법에 비해 우월한 성과를 보이고 있는 것으로 주장되고 있긴 하지만, 이들 성과의 비교에 사용되는 데이터마이닝기법들도 다양할 뿐만 아니라 평가대상이 되는 과업에 따라 적용 가능한 데이터마이닝기법도 달라지게 마련이다. 따라서 본 연구에서 시도하고자 하는 실험과업은 감사위험의 평가절차에 따라 적절한 데이터마이닝기법을 혼용 또는 결합하여 사용하는 앙상블기법의 경우 어느 한 가지 기법만을 적용하는 경우에 비해 보다 유용한 감사위험 평가결과를

얻을 수 있을 것인지를 검증해보고자 하는 것이다. 또한 평가를 위한 자료 역시 전통적으로 기업의 재무자료에 한정되어 온 경향이 있지만, 데이터마이닝기법을 이용하는 경우 재무자료 이외에 비재무자료 까지도 쉽게 처리할 수 있기 때문에 이러한 장점을 최대한 활용하기로 한다. 평가업무는 기업의 각종 감사 관련 재무적/비재무적 변수들을 사용하여 궁극적으로 감리지적식별, 계속기업 판단 그리고 감사의 견식별 의사결정으로 연계되는 사전적인 의미의 재무제표 오류 및 부정 식별에 관한 문제이다. 따라서 평가대상 변수를 감사보고서 상의 감사의견과 회계법인 사업보고서 상의 감리결과를 토대로 다음 4가지 특성을 가진 변수들을 선정하였다. 첫째, 실제로 감사 및 감리에서 지적된 특정 계정항목들로, 이는 국내기업들이 회계조작에 주로 사용하고 있는 변수들이며, 사전적으로 위험의 가능성을 식별하는 분석적 검토절차에서 선정되는 변수들과 유사한 것이다. 둘째, 부정의 유인이 되거나 위험징후를 나타내는 변수로서, 이러한 요인들에는 계속기업의 판단, 재무적 곤경(financial distress) 등의 동기가 되는 변수들이 포함된다. 셋째, 일반적인 기업특성변수로서 기업규모, 산업분류와 관련 변수들이다. 넷째, 감사인의 특성 및 감사위험과 관련된 변수로, 이는 선행연구 검토를 통해 주로 사용되어 온 변수들을 추출하였다. 이외에 위험징후를 나타내는 변수로서 재무자료와 비재무자료의 불일치성을 나타내는 특성변수와 기업의 내부거래를 나타내는 변수를 추가하였다. 이는 위험평가에 비재무적 자료가 반드시 포함되어야 한다는 당위성과 본 연구의 평가수단인 데이터마이닝기법의 효용성을 극대화하고자 하는 차원에서 특별히 변수에 포함하였다.

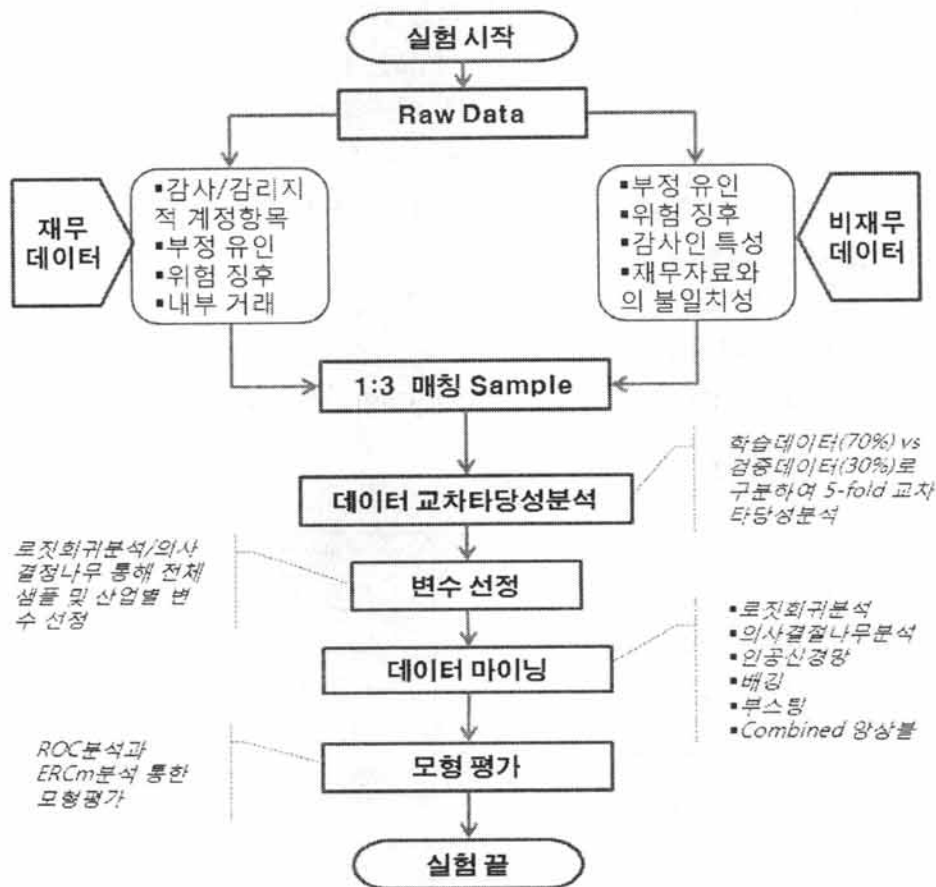
선정된 특성변수들을 데이터마이닝기법을 이용하여 위험요인을 식별하는 분석적 절차를 수행한다.

분석기법으로는 가장 보편적으로 사용되고 있는 로짓 회귀분석을 시작으로 의사결정나무(decision tree), 인공신경망(neural networks) 등을 이용하여 분석을 실시 한 후, 로짓회귀분석과 의사결정나무에서 추출된 변수들을 재표집하는 앙상블기법인 배깅, 부스팅, 그리고 분석기법간 결합을 의미하는 결합앙상블기법을 적용한 분석을 순차적으로 수행한다. 각 기법의 분류효과를 비교·검토하는 데에는 사전확률과 오분류 비용을 고려한 모형평가방법을 사용하기로 한다.

이상과 같은 연구설계 및 실험절차는 <그림 1>과 같다.

### 3.2 분석기법과 데이터샘플링

본 연구에서는 서로 다른 데이터마이닝기법들이 감사위험을 평가할 때 각각 어떤 서로 다른 성과를 보이는지 비교분석함으로써 오분류로 인한 감사위험을 최소화할 수 있는 방법을 찾고자 한다. 분석기법으로 사용하는 데이터마이닝 도구는 데이터분석분야에서 가장 폭넓게 사용되고 있는 SAS사의 Enterprise Miner(이하 E-miner)를 이용하였다. 본 연구에 이용된 기법노드는 tree, regression, neural network, ensemble 등이다. 이 중 tree노드는 의사결정나무기법을 위한 노드로 CHAID(chi-squared automatic



<그림 1> 연구설계 및 실험절차

interaction detection) 알고리즘을 제공하고 있다. Regression노드에서는 stepwise 로짓 회귀분석을 실시하였으며, neural network노드에서는 전방향 역전파(back-propagation) 학습기법, ensemble노드에서는 bagging과 boosting 기법을 적용하였다.

분석을 위한 표본선정은 2001년부터 2010년까지 KOSPI 및 KOSDAQ 기업을 대상으로 하였으며, 한국신용평가(주)의 KIS-VALUE Database에서 12월 결산법인으로 금융업과 부동산임대업 및 재무제표 자료를 확인할 수 없는 기업을 제외한 총 10,176개의 표본이 선정되었다. 금융업은 일반기업과 재무자료의 특성이 다르다는 점에서, 그리고 부동산 및 선박 임대업은 대부분 Paper Company의 성격을 띠고 있어 분석대상에서 제외하였다. 결산일이 12월이 아닌 기업은 회계연도가 두 개 연도에 걸쳐 있어 자료 분석 및 해석의 편의상 이를 제외하였다. 한편 매칭표본을 구성하는 과정에서 극단치의 영향을 최소화하기 위해 각 변수의 상하 각각 1%를 절삭(winsorization)하였다. 이러한 표본선정과정을 표시한 것이 <표 1>이다.

본 연구의 1:3 매칭 표본은 적정표본 9,874개를 비적정표본 302개에 대응하여 1:3 비율이 되도록

축소하는 방법이다. 적정표본 867개는 비적정표본 289개와 동일 연도, 동일 중분류 산업에서 자산크기가 유사한 표본을 3배수로 추출하여 구성하였다. 비적정표본과 대응할 적정표본이 존재하지 않는 연도와 산업이 존재하여 비적정 표본은 302개에서 13개가 감소한 289개를 표본으로 선정하였다.

<표 2>의 산업별 분포에서 대분류 기준으로 보았을 때, 제조업 표본이 전체산업 표본에서 차지하는 비중은 72%(7,294÷10,176)로 매우 크지만, 제조업 비적정표본이 전체 비적정표본에서 차지하는 비중은 59%(177÷302)로 감소하였다. 이는 샘플링된 비제조기업 수는 적지만 비적정표본으로 분류되어 표본으로 선정된 비제조기업 수는 상대적으로 많음을 의미한다. 따라서 이와 같은 샘플링된 표본의 산업별 치우침으로 인한 영향을 최소화하기 위해 먼저 제조업과 비제조업으로 구분하여 분석하되, 제조업의 경우 표본 비중이 높은 전자제품군(전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향, 및 통신장비 제조업)을 별도로 하고 나머지 산업들을 비제조업으로 구분하여 분석을 수행한다.

표본기업의 연도별, 시장별(KOSPI 및 KOSDAQ) 적정기업 및 비적정기업의 수는 <표 3>과 같다.

<표 1> 표본 선정 과정

	적정 <sup>4)</sup>	비적정 <sup>5)</sup>	계
KIS-VALUE 추출 표본	15,650	735	16,385
(-) 금융업 및 부동산임대업 표본	1,109	23	1,132
(-) 12월 이외의 결산 표본	559	42	601
(-) 재무자료가 없는 표본	4,108	368	4,476
최종표본	9,874	302	10,176
1:3 matching 표본	867	289	1,156

4) 적정 표본은 감사의견이 적정의견이고 감리지적을 받지 않아 재무제표가 적정하다고 볼 수 있는 표본이다.

5) 비적정 표본은 감사의견이 적정의견이 아니거나 감리지적을 받아 재무제표가 적정하지 않다고 볼 수 있는 표본이다.

〈표 2〉 산업별 표본선정 결과

대분류	적정	비적정	계
농업, 임업 및 어업	51	1	52
광업	18	2	20
제조업	7,117	177	7,294
전기, 가스, 증기 및 수도사업	100	1	101
하수·폐기물처리, 원료재생 및 환경복원업	36	2	38
건설업	490	20	510
도매 및 소매업	756	33	789
운수업	190	6	196
출판, 영상, 방송통신 및 정보서비스업	690	45	735
전문, 과학 및 기술서비스업	300	3	303
사업시설관리 및 사업지원 서비스업	36	2	38
교육 서비스업	54	3	57
예술, 스포츠 및 여가관련 서비스업	36	7	43
계	9,874	302	10,176

〈표 3〉 연도별 표본기업 분류

연도	KOSPI			KOSDAQ			합계		
	적정	비적정	계	적정	비적정	계	적정	비적정	계
2001	415	17	432	296	5	301	711	22	733
2002	428	16	444	377	18	395	805	34	839
2003	461	16	477	494	12	506	955	28	983
2004	451	7	458	514	17	531	965	24	989
2005	460	9	469	553	17	570	1,013	26	1,039
2006	474	5	479	586	25	611	1,060	30	1,090
2007	459	5	464	611	30	641	1,070	35	1,105
2008	468	13	481	619	48	667	1,087	61	1,148
2009	479	4	483	607	25	632	1,086	29	1,115
2010	476	2	478	646	11	657	1,122	13	1,135
계	4,571	94	4,665	5,303	208	5,511	9,874	302	10,176

KOSPI 시장에서는 표본기업 중 비적정표본에 해당하는 기업수가 2.0%(94÷4,665)에 불과한 반면, KOSDAQ 시장에서는 3.8%(208÷5,511)에 이르러 시장별 비적정기업 비율에 상당한 차이가 있음을 알 수 있다. 시장간 비적정표본의 비율에서도

KOSDAQ 시장의 비적정표본 비율이 69%(208÷302)에 달하는 반면, KOSPI 시장의 경우에는 31%로 2배 이상의 차이를 보이고 있다. 연도별로는 비적정표본이 최근 들어 줄어드는 경향을 보이고 있으며, 2008년에 비적정표본 비율이 가장 높게 나타났다.

### 3.3 분석변수 추출 및 차이분석

본 연구에서는 기본적으로 감사위험 관련 선행연구들에서 다루어져 왔던 대부분의 변수들을 포함하고, 이에 부정의 유인이나 위험징후 관련 기업특성 변수와 기타 비재무적 정보로서 위험평가에 고려되어야 한다고 생각되는 추가정보들을 포함하여 총 5개 범주에 해당하는 75개의 변수를 선정하였다. 변수선정에서 특별히 비재무적 정보를 포함하고자 함은 관련 선행연구들이 주로 재무정보에만 의존하는 경향이 있다는 한계를 극복하고, 감사현장에서 감사인들이 실제로 비재무적 정보에 상당한 비중을 두고 있다는 현실적 감사환경에 보다 가깝도록 구성하고자 함이다. 또한 선정된 변수가 상대적으로 많음에도 불구하고 이를 모두 포함하고자 했던 것은, 본 연구에서 적용하고자 하는 데이터마이닝기법의 특성상 대용량자료를 쉽게 처리할 수 있다는 이점을 충분히 살려보고자 함이다. 선정된 변수의 5개 범주는 감사 및 감리지적사항으로 언급된 내용, 부정의 유인이 되거나 위험징후를 나타내는 변수들로서 계속 기업판단과 재무적 곤경 등의 기업특성변수, 기업특성변수로서 부정의 유인이나 위험징후와 관련된 내용, 감사인 특성과 감사위험 관련 변수, 그리고 재무자료와 비재무자료의 불일치성 나타내는 변수와 내부거래와 관련된 변수 등이다. 이들 각각의 범주에서의 변수선정 이유는 다음과 같다.

#### 3.3.1 감사 및 감리지적 항목

감사 및 감리지적과 관련된 사항은 회계처리과정 전반에 걸쳐 나타나고 있다. 따라서 이 모든 지적사항들을 변수로 고려한다는 것은 결국 기업내 모든 거래사항에 대해 입증감사를 실시한다는 것과 다름

없어 이는 결코 효율적이지 못하다. 따라서 본 연구에서는 특히 빈번하게 지적되고 있는 내용을 중심으로 매출채권 및 재고자산 관련 항목과 자산평가손익 관련 항목으로 구분하여 살펴보았다.

#### (1) 매출채권 및 재고자산 관련 항목

이들 항목들은 매출 및 매출원가에 포함하여 주로 과대계상과 관련한 적발사항이 많다. 예컨대 관리종목 지정을 회피할 목적으로 가공의 매출이나 매출채권을 계상하는 등의 방법을 이용하기도 하고, 채권의 회수가 불확실한 상황에 대하여 대손충당금을 계상하지 않는 등의 방법을 이용하기도 한다. 또한 해외에 paper company를 설립하거나 하청업체 등을 이용한 가공의 제품이나 재공품 등 매출거래와 원재료 매입, 재고자산, 매출원가와 관련된 허위계상의 사례가 흔히 보고되고 있다. 이러한 항목들은 업종과 관계없이 용역 및 서비스와 관련된 업종에서도 광범위하게 보고되고 있으며, 대부분의 선행연구들에서도 이들 매출채권 및 재고자산과 관련된 변수들을 이용하고 있다(Kinney, 1987; Loebbecke and Steinbart, 1987; Green and Choi, 1997; Feroz et al., 2000; Lin et al., 2003). 특히 매출채권 및 대손충당금 관련 변수의 경우에는 특성에 따라 이를 장·단기로 구분하여 별도의 변수로 고려하였다. 이는 회수기간이 길어질수록 회수가능성이 감소하나 이를 실제로 장부에 반영하지 않는 분석의 가능성이 있기 때문이다. 총 15개의 변수를 설정하고 이를 t-검정한 결과 샘플링 전 원시표본의 경우에는 장단기매출채권/총자산, 매출채권/총자산, 장기매출채권/재고자산, 재고자산/총자산, 매출채권회전율 등의 7개 변수에서 적정표본과 비적정표본 간에 양(+)의 유의한 차이를 보였다. 전체표본에서는 유의한 차이를 보이고 있는 장기매출채권/재고자산

변수는 1:3 매칭에서는 유의하지 않았다. 또한 분석 결과에서 두드러진 특징은 대손충당금이 적정표본에 비해 비적정표본에서 매우 높게 나타나고 있다는 점이다.

### (2) 기타지적사항

매출채권 및 재고자산 관련 항목 이외에 유가증권 관련평가손익, 자산평가손실, 감액손실 등의 평가관련항목들이 많은 지적사항으로 제시되고 있다. 예컨대 시가평가를 해야 하는 매도가능증권에 대해 시가평가를 하지 않는다거나, 취득한 투자유가증권과 관련하여 감액손실이 발생했음에도 이를 적절한 시기에 회계처리를 하지 않는 등의 사례가 보고되고 있어 이를 변수에 포함하였다. 또한 개발비, 퇴직급여충당금, 건설 중인 자산 등의 항목들이 지적되고 있어 이를 변수에 포함하였다. 개발비의 경우 실질적인 자산성과 미래의 경제적 효익의 발생가능성에 대한 실질적인 판단이 어려워 이러한 부분에서 과대계상되는 사례가 보고되었으며, 가공의 인원을 충당하거나 일부직원을 대상자에서 누락하거나 전산상 입사일자를 조정하여 퇴직급여충당금을 과소계상하는 사례가 보고되었다. 또한 건설중인 자산의 경우 금융비용 자본화 금액과 연동하여 발생하는 경우 등이 보고되었다. 이와 관련하여 총 9개 변수를 선정하여 분석하였다. t-검정 결과 자산평가손실/매출액, 재고자산평가·감모손실/재고자산, 자산감액손실/매출액, 파생상품평가이익/매출액, 개발비/매출액, 건설중인자산/총자산, 퇴직급여/매출액 등의 변수에서 적정표본과 비적정표본 간에 유의한 차이를 보이고 있으나 1:3 매칭표본 경우에는 파생상품평가손익, 개발비, 건설 중인자산 변수들은 유의한 차이를 보이지 않았다.

### 3.3.2 부정유인 및 위험징후

부정의 유인이나 위험징후로 지적될 수 있는 항목들은 크게 재무항목과 비재무항목으로 구분해 볼 수 있다(Feroz, 2000). 재무항목의 경우 낮은 수익성, 이자율변화의 민감도, 빈약한 재무건전성 또는 계속기업의문 등과 관련된 지표들이 거론되고 있으며, 비재무적항목의 경우에는 잦은 감사인 교체나 취약한 기업지배구조, 취약한 내부통제 등이 거론되고 있다(Farber, 2005). 이를 토대로 관련 선행연구들에서 검토된 부정유인 및 위험징후와 관련된 변수들을 수익성, 성장성, 재무구조, 부실가능성, 기타로 구분하여 총 28개의 변수가 선정되었다.

#### (1) 수익성 관련변수

이는 기업의 경영성과지표로 활용되고 있는 변수들로서, 순이익 관련변수와 현금흐름 관련변수로 구분할 수 있다. 기업의 수익성이 악화되면 이를 만회하기 위해 부정을 행할 가능성이 높아진다. 또한 회계처리상 이익계정들은 모든 손익거래의 집합체이므로 특정계정에서 발생한 오류나 부정은 결국 집합계정에 영향을 미칠 수밖에 없다. 수익성 관련변수로 총 7개의 변수가 선정되었다. 7개 수익성변수 모두에서 적정기업이 비적정기업에 비해 당기순이익, CFO, 영업이익, 유보액 등이 유의하게 높게 나타나고 있으며, 반대로 총발생액의 경우에는 유의하게 낮게 나타나고 있어, 전반적으로 비적정기업의 수익성이 낮음을 확인할 수 있다.

#### (2) 성장성 관련변수

기업이 급속히 성장할 경우 내부통제제도가 이를 따르지 못함으로써 내부통제제도의 유효성이 낮아지고 부실공시의 위험과 부실감사의 가능성이 높아질

것으로 예측된다(Bell and Carcello, 2000; 최관 외, 2001). 성장성과 관련하여 3가지 변수가 선정되었으며, 적정/비적정 표본 간 평균차이 분석결과 원시표본은 매출액증가율만이 유의한 차이를 보였으며, 매출액증가율과 종업원수증가율은 적정기업이 비적정기업보다 높은 평균값을 보고하였고, 총자산증가율의 경우에는 비적정기업이 적정기업보다 높은 증가율을 보였다. 한편 매칭표본의 경우에는 유의한 차이를 보이는 변수를 확인하기 어려웠다.

### (3) 재무구조 관련변수

이는 계속기업 의문, 재무적 곤경 등을 나타내는 대표적인 변수들이다. 취약한 재무구조를 가지고 있는 기업은 부정의 유인을 가지며, 또한 높은 금융비용의 부담은 분식회계의 동기가 된다(노준화와 배길수, 2004). 많은 선행연구들이 재무구조와 관련된 변수들을 주요 변수로 사용하고 있으며(Feroz et al., 2000; Kirkos et al., 2007a), 이에 따라 총 9개의 변수를 선정하였다. 원시표본의 적정/비적정 표본 간 t-검정 결과에서는 당좌비율을 제외한 모든 변수에서 유의한 차이를 보이고 있다. 이는 매칭표본과 동일한 결과이다. 한편, 금융비용, 가중평균자본비용, 비유동자산 장기적합율 등은 적정기업의 평균이 오히려 낮게 나타나고 있는데, 이는 적정기업이 안정적인 재무구조를 가지고 있음을 반증하는 결과이다. 또한 비유동자산회전율과 총자산회전율의 경우에는 적정기업의 평균이 높게 나타났다. 비유동자산장기적합율은 비유동자산에 투자되는 자금이 자본과 비유동부채로 조달되는 정도를 파악하는 것으로 비적정기업에서 높게 나타나고 있다. 이는 장기 투자에 해당되는 비유동자산 구입을 단기부채로 조달했거나 자본의 규모가 작음을 뜻하는 것으로, 안정성 측면에서 문제가 있을 수 있다.

### (4) 위험징후 관련변수

이들 변수는 주로 재무구조변수에 속한다고 볼 수 있지만, 이들은 기업부실화와 보다 직접적인 관련이 있는 변수이며, 평가기관의 신용도 지표를 활용할 수 있어 이를 구분하여 표시하였다. 부채비율은 비적정기업이 적정기업에 비해 유의하게 높게 나타났으며, CFO/유동부채는 비적정기업의 평균값이 음(-)의 값을 보임으로써 영업활동으로 조달된 현금으로는 유동부채를 상환하기 어려운 상황임을 표시하고 있다. 한편 KIS 신용평점과 KIS 재무평점은 한국신용평가(주)에서 공표하고 있는 기업평가점수로써, 이를 기업부실화의 대응치로 포함하였다. 비적정기업이 적정기업보다 신용평점에서는 높은 평균값을 보이고 있으나 재무평점에서는 낮은 평균값을 보이고 있다.

### (5) 기타 부정유인 및 위험징후

그 밖에 선행연구에서 부정유인과 위험징후를 나타내는 변수로 분류되고 있는 감사인 변경, Book-to-Market, 전기오류수정손익 등을 변수에 포함하였다. 감사인 변경은 의견구매에 이용될 수 있으며, 피감기업들은 자신에게 유리한 감사의견을 제시받을 수 있는 감사인으로 변경을 선호하는 경향이 있다(Lennox, 2000). 또한 Big-4법인에서 Non-Big-4법인으로 감사인을 변경할 경우 부실감사의 가능성이 더욱 커질 수 있다(최관 등, 2001). 따라서 본 연구에서는 감사인 변경 변수를 2가지로 구분하였다. 한편, Book-to-Market의 경우는 시장가치와 재무적 성과를 비교하기 위한 것으로, 성과를 유지하기 위하여 부정을 행할 유인이 있다고 본다(Brazel et al., 2009). 또한 전기오류수정손익은 당기 이전에 오류가 발생했다는 것이고, 이는 적정감사가 이루어지지 못했음을 의미할 수 있어 변수에 포함하였다.

t-검정 결과 전기오류수정이익과 손실 모두에서 비적정기업의 평균값이 유의하게 크게 나타났다.

### 3.3.3 기업특성

기업특성변수는 선행연구를 바탕으로 기업규모, 존속기간, 상장기간, 외국인지분율, 대주주지분율 등을 선정하였다. 기업규모변수로는  $\ln(\text{총자산})$ 과  $\ln(\text{시장가치})$ 를 사용하였다. 기업의 존속기간과 상장기간이 짧을수록, 그리고 지배구조가 취약할수록 내부통제가 취약하여 부정의 유인이 높은 것으로 나타나고 있으므로(Farber, 2005), 존속기간과 상장기간을 변수에 포함하며 지배구조변수로는 외국인지분율과 대주주지분율을 포함하였다.

본 연구에서는 기업특성변수에 추가적으로 외화자산부채, 외화환산손익, 수출비중 등을 포함하였다. 이는 한국의 경우 대외무역의존도가 높아 외환거래가 많은 편이며, 내수시장과 수출의 경우에 거래형태가 차이를 보일 수도 있기 때문이다. 외국 자회사와의 거래를 통한 회계부정의 사례가 감리지적사항에 보고되고 있어 이 또한 기업특성변수로 포함시켰다.

기업규모에서는 비적정기업이 적정기업에 비해 유의적으로 평균값이 낮은 특징을 보였으며, 외화자산의 경우는 적정기업의 규모가 유의적이지는 않지만 높게 나타난 반면, 외화부채의 경우 비적정기업이 유의적으로 높게 나타났다. 또한 외화환산이익과 손실 모두 비적정기업이 높게 나타났으나, 상대적으로 수출비중은 비적정기업에서 유의적으로 낮게 나타났다. 기업의 존속기간은 적정기업이 유의하게 길게 나타났으며, 상장기간은 유의한 차이를 보이지 않고 있다. 또한 외국인지분율과 대주주지분율은 모두 적정기업이 유의적으로 높게 나타났다.

### 3.3.4 감사인 특성과 감사위험

시장수익률은 재무제표정보가 제공하지 못하는 추가적인 정보를 제공하며, 시장가격과 관련된 정보를 제공하기도 한다(Dopuch et al., 1987). 변동성은 감사인에 대한 소송위험을 반영하는 측정치이다. 이는 투자자의 입장에서 재무제표에 중대한 불확실성을 포함하지 않았다면, 이를 근거로 소송이 이루어질 수 있기 때문이다. 따라서 변동성이 커질수록 주식가격은 큰 폭으로 하락할 가능성이 높아지고 감사인들은 한정 의견을 제시할 가능성이 높다.

이러한 이유로 본 연구에서도 연간주식수익률, Beta, 변동성 등의 변수를 감사위험에 대한 지표로 사용한다. 한편, 감사법인의 규모가 클수록 좀 더 정확한 이익을 산출할 가능성이 있으므로(Teoh and Wong, 1993), 감사인 특성 및 품질과 관련하여 Big4 변수를 포함하였다. 분석결과에서는 연간수익률의 경우는 유의하지는 않지만 적정기업의 평균이 높았으며, Beta, Volatility의 경우에는 비적정의견기업이 유의하게 높게 나타났다. 이는 비적정표본기업의 감사위험이 더 클 수 있음을 의미하는 것이다.

### 3.3.5 재무자료와 비재무자료간의 불일치성과 관계회사 상호거래

우리나라는 재벌이라는 독특한 소유구조를 가지고 있으며, 재벌에 속하는 기업들은 그들 집단 내부 간 거래와 상호출자 등이 행해지는 복잡한 구조를 가진다. 따라서 특수관계자 채권·채무거래는 회계분석의 가능성이 높다(최관 외, 2001; 김문철과 황문호, 2007). 이에 관한 보다 상세한 분석을 위해 추가적으로 관계회사 상호거래에서 발생하는 비용합계, 수익합계, 매출합계, 매입합계정보를 변수에 포함하였

다. 그 외에도 특별히 재무자료와 비재무자료 간의 불일치성을 고려하였다. 이는 예컨대 매출증가와 인력수요 측정치들이 서로 다른 방향으로 움직인다면 가공의 매출이 발생하거나 가공의 채용이 이루어졌을 가능성이 높다고 보아 부정의 징후로 판단할 수 있기 때문이다(Brazel et al., 2009). 이는 이익과 배당의 관계에도 동일하게 적용될 수 있을 것이다.

분석결과에서는 특수관계자채권과 내부거래비용의 경우에 비적정기업 표본과 적정기업 표본 간에 유의적인 차이를 보이고 있는데, 이 중 내부거래비용/매출액 변수의 경우에는 예상과 달리 적정기업의 평균이 오히려 높게 나타나고 있어 다변량분석 등의 추가적인 검토가 필요한 부분이다(〈표 4〉의 〈Panel E〉 참조). 일반적인 선행연구들에서는 t-검정 이후

〈표 4〉 변수별 t-검정 결과

변수	집단	1:3매칭 표본		전체표본	
		평균	t-value	평균	t-value
〈Panel A-1〉 감사 및 감리지적 (매출채권 및 재고자산)					
장단기매출채권/총자산	적정	0.1824	5.7203**	0.1788	6.6114**
	비적정	0.1331		0.1316	
매출채권/총자산	적정	0.1814	5.8006**	0.1777	6.6731**
	비적정	0.1320		0.1305	
장기매출채권/총자산	적정	0.0009	0.6477	0.0007	0.8993
	비적정	0.0007		0.0006	
장단기매출채권/재고자산	적정	7.3703	0.2956	7.8174	0.2832
	비적정	6.9473		7.3985	
매출채권/재고자산	적정	7.3497	0.3450	7.7291	0.2959
	비적정	6.8617		7.2987	
장기매출채권/재고자산	적정	0.0111	1.6949	0.0150	2.8578**
	비적정	0.0063		0.0069	
재고자산/총자산	적정	0.1074	3.1922**	0.1167	5.1698**
	비적정	0.0890		0.0903	
매출채권/매입채무	적정	4.5794	-0.8715	3.8744	-1.2159
	비적정	5.2896		4.4286	
매입채무/재고자산	적정	3.9745	-0.3812	4.1049	-0.2589
	비적정	4.3440		4.3298	
재고자산회전율	적정	35.3083	0.9286	31.7420	1.0618
	비적정	28.4665		26.3928	
매출채권회전율	적정	5.7361	4.8227**	6.6385	10.0916**
	비적정	4.4445		4.4581	
매입채무회전율	적정	20.4596	0.1636	19.0945	0.7447
	비적정	19.9220		17.7255	
장단기매출채권대손충당금/장단기매출채권	적정	0.1252	-8.0478**	0.0901	-11.0451**
	비적정	0.2706		0.2688	
매출채권대손충당금/매출채권	적정	0.1204	-7.9110**	0.0850	-10.9133**
	비적정	0.2633		0.2615	
장기매출채권대손충당금/장기매출채권	적정	0.0825	-0.8424	0.0906	-0.1877
	비적정	0.0977		0.0935	

〈표 4〉 변수별 t-검정 결과 (계속)

변수	집단	1:3매칭 표본		전체표본	
		평균	t-value	평균	t-value
〈Panel A-2〉 감사 및 감리지적 (기타)					
자산평가이익/매출액	적정	0.0003	-0.2114	0.0002	-0.4043
	비적정	0.0004		0.0002	
자산평가손실/매출액	적정	0.0081	-3.6524**	0.0047	-5.3363**
	비적정	0.0204		0.0159	
재고자산평가, 감모손실/재고자산	적정	0.0404	-3.6842**	0.0244	-5.4548**
	비적정	0.0914		0.0788	
자산감액손실/매출액	적정	0.0677	-4.6042**	0.0262	-7.6396**
	비적정	0.2408		0.1549	
파생상품평가이익/매출액	적정	0.0003	0.7009	0.0007	2.9480**
	비적정	0.0002		0.0003	
파생상품평가손실/매출액	적정	0.0010	-0.6912	0.0008	-0.3950
	비적정	0.0014		0.0009	
개발비/매출액	적정	3.6387	-1.4915	2.5680	-3.8380**
	비적정	4.4824		4.0820	
건설중인자산/총자산	적정	0.0102	0.6946	0.0135	2.5597*
	비적정	0.0090		0.0096	
퇴직급여/매출액	적정	0.0079	-3.8169**	0.0059	-7.3352**
	비적정	0.0112		0.0105	
〈Panel B-1〉 부정유인 및 위험징후 (수익성)					
매출액순이익률	적정	-0.3100	7.6695**	-0.0886	12.2922**
	비적정	-1.4514		-1.0911	
CFO/매출액	적정	-0.0679	8.1279**	0.0106	12.2460**
	비적정	-0.5429		-0.3892	
ROIC	적정	-0.0082	3.4330**	0.0460	6.9236**
	비적정	-0.0866		-0.0700	
유보액/총자산	적정	0.3523	11.5386**	0.4017	16.8904**
	비적정	0.0052		0.0516	
EBIT Margin	적정	-0.0843	8.1397**	-0.0020	12.6852**
	비적정	-0.4589		-0.3639	
EBITDA Margin	적정	-0.0251	8.0579**	0.0476	12.5236**
	비적정	-0.3588		-0.2643	
총발생액/매출액	적정	-0.2334	5.7935**	-0.0970	9.4946**
	비적정	-0.8563		-0.6764	
〈Panel B-2〉 부정유인 및 위험징후 (성장성)					
총자산증가율	적정	0.1272	-0.4425	0.1200	-0.1825
	비적정	0.1465		0.1261	
매출액증가율	적정	0.1290	1.8301	0.1480	2.4859*
	비적정	0.0448		0.0498	
종업원수증가율	적정	0.0326	1.1736	0.0227	1.6669
	비적정	-0.0108		-0.0248	

〈표 4〉 변수별 t-검정 결과 (계속)

변수	집단	1:3매칭 표본		전체표본	
		평균	t-value	평균	t-value
〈Panel B-3〉 부정유인 및 위험징후 (재무구조)					
유동비율	적정	2.3051	2.4750*	2.0940	2.1309*
	비적정	1.8710		1.8057	
당좌비율	적정	1.8858	1.5870	1.6384	0.9585
	비적정	1.6198		1.5222	
금융비용/총부채	적정	0.0393	-10.2209**	0.0360	-14.2957**
	비적정	0.0632		0.0596	
금융비용/총비용	적정	0.0225	-8.9451**	0.0212	-10.9706**
	비적정	0.0421		0.0410	
금융비용/매출액	적정	0.0358	-8.7967**	0.0271	-13.0049**
	비적정	0.1182		0.0944	
비유동자산회전율	적정	2.5743	5.2423**	2.4531	6.1855**
	비적정	1.7567		1.7348	
가중평균자본비용(WACC)	적정	0.0724	-6.1097**	0.0633	-11.5923**
	비적정	0.0863		0.0825	
비유동자산장기적합율	적정	0.7944	-6.7200**	0.8218	-7.1776**
	비적정	1.2670		1.0981	
총자산회전율	적정	0.9405	8.5464**	1.0109	12.7543**
	비적정	0.6552		0.6512	
〈Panel B-4〉 부정유인 및 위험징후 (위험징후)					
부채비율	적정	0.4510	-9.7856**	0.4558	-10.7487**
	비적정	0.6122		0.6056	
CFO/유동부채	적정	0.0448	8.6428**	0.1648	14.1066**
	비적정	-0.4408		-0.3731	
KIS 신용평점	적정	5.7578	-16.5758**	5.4273	-23.5853**
	비적정	7.6540		7.6523	
KIS 재무평점	적정	59.4764	14.1012**	63.9686	22.2033**
	비적정	45.9723		45.9619	
〈Panel B-5〉 부정유인 및 위험징후 (기타)					
Book-to-Market	적정	1.4427	1.3566	1.4963	2.3053*
	비적정	1.2965		1.2934	
전기오류수정이익/매출액	적정	0.0004	-2.5963**	0.0001	-3.8852**
	비적정	0.0011		0.0005	
전기오류수정손실/매출액	적정	0.0007	-2.9747**	0.0002	-4.0827**
	비적정	0.0028		0.0011	
감사인 변경1	적정	0.2595	-1.4539	0.2150	-3.1105**
	비적정	0.3045		0.2980	
감사인 변경2	적정	0.0646	-1.6709	0.0463	-2.9067**
	비적정	0.0969		0.0960	

〈표 4〉 변수별 t-검정 결과 (계속)

변수	집단	1:3매칭 표본		전체표본	
		평균	t-value	평균	t-value
<b>〈Panel C〉 기업특성</b>					
자산크기(ln자산)	적정	24.8781	0.3531	25.4769	6.8537**
	비적정	24.8434		24.8721	
시가총액(lnMV)	적정	24.1499	1.9598	24.6712	9.1402**
	비적정	23.9838		23.9973	
외화자산/총자산	적정	0.0669	1.4382	0.0607	0.4567
	비적정	0.0567		0.0579	
외화부채/총자산	적정	0.0594	-3.6712**	0.0624	-3.6020**
	비적정	0.0908		0.0888	
외화환산이익/매출액	적정	0.0047	-3.9394**	0.0039	-5.1785**
	비적정	0.0105		0.0094	
외화환산손실/매출액	적정	0.0085	-3.6069**	0.0042	-5.7464**
	비적정	0.0235		0.0116	
존속기간	적정	20.9862	-1.7727	26.0343	4.4786**
	비적정	22.5467		22.6225	
상장기간	적정	9.2757	-2.9728**	11.7559	1.3277
	비적정	10.9792		11.0762	
외국인지분율	적정	4.3933	2.3501*	6.0167	6.9560**
	비적정	3.1282		3.1109	
대주주지분율	적정	36.0134	9.9145**	39.2559	14.6184**
	비적정	24.7912		25.0176	
수출 비중	적정	25.2300	0.5729	27.9324	2.0752*
	비적정	24.0066		24.1213	
<b>〈Panel D〉 감사인 특성과 감사위험</b>					
연간 수익률	적정	0.4304	0.3627	0.4244	0.8832
	비적정	0.3880		0.3462	
Beta	적정	0.7852	-2.2130*	0.7752	-2.8189**
	비적정	0.8539		0.8505	
Volatility(변동성)	적정	70.5454	-10.4958**	62.3795	-17.7632**
	비적정	87.4606		86.8404	
감사법인	적정	0.4602	5.2320**	0.5379	8.9380**
	비적정	0.2941		0.2980	
<b>〈Panel E〉 자료간 불일치성과 관계회사 상호거래</b>					
특수관계자채권/총자산	적정	0.0329	-3.5089**	0.0292	-4.2642**
	비적정	0.0550		0.0494	
특수관계자채무/총자산	적정	0.0087	0.8057	0.0095	1.1735
	비적정	0.0074		0.0078	
내부거래비용/매출액	적정	0.0419	2.0893*	0.0422	2.1767*
	비적정	0.0297		0.0317	
내부거래수익/매출액	적정	0.0351	-0.6611	0.0383	-0.2640
	비적정	0.0405		0.0402	
내부거래매출/매출액	적정	0.0545	-1.6113	0.0647	-0.4751
	비적정	0.0717		0.0693	
내부거래매입/매출액	적정	0.0433	0.1360	0.0477	1.0947
	비적정	0.0422		0.0407	
매출증가, 종업원증가 일치여부	적정	0.3829	-1.1719	0.3843	-1.0263
	비적정	0.4221		0.4139	
이익증가, 배당증가 일치여부	적정	0.3633	0.3188	0.3585	0.2694
	비적정	0.3529		0.3510	

(표본 수는 적정표본 867개, 비적정표본 289개임).  
 \*\*는 1% 수준에서, \*는 5% 수준에서 통계적으로 유의함.

유의한 변수만을 추출하여 데이터마이닝기법을 적용하는 연구를 수행하였으나 실질적으로 다양한 현상이 통제된 이후에 어떠한 결과가 도출이 될지는 다변량 분석을 실시하여 보아야 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이들 변수 모두를 이용한 분석을 실시하도록 한다.

〈변수 설명〉

- 자산평가이익 : 단기금융상품평가이익 + 단기매매증권평가이익 + 매도가능증권평가이익 + 투자자산평가이익 + 유형자산평가이익 (oversampling에서는 표본이 일치하지 않아 제거됨)
- 자산평가손실 : 단기금융상품평가손실 + 단기매매증권평가이익 + 매도가능증권평가이익 + 투자자산평가이익 + 유형자산평가이익
- 자산감액손실 : 투자자산감액손실 + 매도가능증권감액손실 + 만기보유증권감액손실 + 지분법주식감액손실 + 유형자산감액손실 + 무형자산감액손실 + 기타자산감액손실
- 개발비 : 개발비(무형자산) + 경상개발비
- 퇴직급여 : 퇴직급여충당금전입액 + 퇴직금
- ROIC : 투자자산수익률, 세후순영업이익을 평균투자자산으로 나누어 산출
- 유보액 : 자본잉여금 + 이익잉여금 + 자본조정 + 자기주식 + 기타포괄손익누계액
- EBIT Margin : EBIT ÷ 매출액
- EBIT(Earnings Before Interests and Taxes) : 법인세차감전순이익 + 금융비용
- EBITDA Margin : EBITDA ÷ 매출액
- EBITDA(Earnings Before Interests and Taxes, Depreciation and Amortization) : EBIT + 감가상각비 + 무형자산상각비
- 총발생액 : 당기순이익 - CFO
- 금융비용/총비용 : 금융비용 ÷ (매출원가 + 판매관리비 + 영업외비용)
- 비유동자산회전율 : 매출액 ÷ { (당기 비유동자산 + 전기 비유동자산) ÷ 2 }
- WACC : (타인자본비용 × 부채비중) + (자기자본비용 × 자기자본비중)
- 비유동자산장기적합율 : 비유동자산 ÷ (총자본 + 비유동부채)
- 총자산회전율 : 매출액 ÷ { (당기 총자산 + 전기 총자산) ÷ 2 }
- 부채비율 : 총부채 ÷ 총자산
- KIS신용평점 : 해당 기업의 자산규모와 재무제표 연속보유기간에 따라 모형을 세분화하고 통계적 유의성을 기반으로 부실예측모형과 재무평점모형의 두 가지 모형을 통해 산출된 등급을 결합하여 부여된 평점
- KIS재무평점 : 해당 기업의 재무제표에 기초하여 재무적항목(10개 재무비율과 2개 규모변수)과 비재무항목(기업형태, 업력, 계열그룹 여부)을 바탕으로 100 만점으로 산출한 점수
- Book-to-Market : 시가총액 ÷ 자본총계
- 전기오류수정이익/매출액, 전기오류수정손실/매출액
- 감사인 변경1 : 전기와 당기의 감사인이 다른 1, 아니면 0
- 감사인 변경2 : 감사인 변경 중 전기 감사인이 Big4 제휴 회계법인이면 1, 아니면 0
- 자산크기(ln자산) : 자산의 자연로그 값
- 시가총액(lnMV) : 시가총액의 자연로그 값
- 존속기간 : 설립 후 경과기간
- 상장기간 : 상장 후 경과기간
- 수출비중 : 해외매출액 ÷ 매출액
- 연간 수익률 : (기말 주가 - 기초주가) ÷ 기초

주가

- Beta : 이전 1년간의 개별종목의 일간수익률과 시장수익률을 이용하여 선형 회귀분석으로 산출
- Volatility : 이전 1년간 동안 주가수익률의 표준편차
- 감사법인 : Big4 제휴 회계법인이면 1, 아니면 0
- 특수관계자채권 : 특수관계자매출채권 + 특수관계자단기대여금 + 특수관계자장기대여금 + 특수관계자미수금 + 특수관계자미수수익 + 특수관계자단기투자자산 + 특수관계자장기투자자산 + 주입중단기대여금 + 주입중장기대여금
- 특수관계자채무 : 특수관계자매입채무 + 특수관계자단기차입금 + 특수관계자장기차입금 + 주입중단기차입금 + 주입중장기차입금
- 내부거래비용 : 관계회사 상호거래 비용
- 내부거래수익 : 관계회사 상호거래 수익
- 내부거래매출 : 관계회사 상호거래 매출
- 내부거래매입 : 관계회사 상호거래 매입
- 매출증가, 종업원증가 일치여부 : 매출액증가율과 종업원수증가율이 동일방향이면 1, 아니면 0
- 이익증가, 배당증가 일치여부 : 이익증가율과 배당증가율이 동일방향이면 1, 아니면 0

### 3.4 산업별 분석과 모형 적용을 위한 변수추출

본 연구에서는 변수를 선정하고 이 변수의 유의성

등을 검증하기 위해 통계적 모형을 이용하는 일반적인 연구형식과는 달리, 이용 가능한 데이터 중에서 의미 있는 변수를 데이터마이닝기법으로 선정하고, 이렇게 선정된 변수들이 실제 사용가능한지를 검토해 이를 일반화시키는 것을 목적으로 한다. 따라서 선별된 75개의 변수들을 데이터마이닝기법에 입력하여 의미 있는 변수를 추출해내야 한다. 그러나 그 이전에 고려해야 할 부분이 산업별 분석을 위해 데이터 표본을 산업별로 구분하는 것이다. 이는 비적정 표본이 특정산업(표준산업 중분류 Code : C26000, 전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업; 이하 전자)에 크게 편중되는 경향을 보이고 있어 자칫 이러한 편중성이 전체 표본의 특성을 오도할 가능성이 있으며, 또한 실제로 산업별 거래형태나 관행이 다르고 발생하는 비용 분포 역시 차별적일 수 있기 때문이다. 따라서 산업별로 어떤 변수가 보다 높은 부정의 징후를 보이고 있는지를 검토해 보는 것도 매우 의미 있을 것이다. 그러나 현실적으로 표본으로 선정된 기업의 수가 산업간 큰 편차를 보이고 있어 일반적인 분류에 따른 산업별 분석은 큰 의미가 없을 것으로 보인다. 따라서 분류 산업간 표본수가 비슷한 형태로 조정하기 위해 일반적인 산업분류를 재분류하여 전체 표본을 제조업과 비제조업으로 구분하고, 이 중 제조업의 경우는 다시 전자제조업과 비전자제조업으로 구분하기로 한다.

분석에 사용되는 기법은 로짓회귀분석, 의사결정 나무분석으로,<sup>6)</sup> 이들을 이용하여 5-fold<sup>7)</sup> 한 후 각

6) 인공지능경망의 경우 투입된 변수에 대한 해석이 어려워 변수의 추출에는 사용하지 않는다. 다만 인공지능경망의 성능을 다른 기법과 비교하고 이후 결합앙상블을 위해 분석을 실시하였다.

7) k-fold분석에서 적절한 k의 수를 결정하는 것이 issue가 된다. 통상적으로 k가 클수록 더 나은 성과측정치를 나타내며, 학습데이터가 전체데이터에 가깝게 되는 장점이 있는 반면에 학습데이터 간 중복(overlap)이 증가한다. 예를 들어 5-fold의 경우 전체 데이터의 3/4이 중복되지만, 10-fold의 경우에는 8/9이 중복된다. 또한 k가 증가할수록 검증데이터의 크기가 줄어들어 검증 데이터를 이용한 분석결과와 정밀함과 세밀함이 저하되게 된다. 이러한 차이점에도 불구하고 데이터 마이닝 분야에서는 대체로 k를 10으로 하는 분석을 수행하고 있다(Refaeilzadeh, P. et al., 2009). 본 연구에서는 5-fold를 위주로 설명하였으며, 추가로 10-fold 분석을 수행하여 결과를 제시하였다.

분석기법별로 사용된 변수를 추출하는데, 각 기법별로 2차례 이상<sup>8)</sup> 사용된 변수를 추출하였으며, 여기에서 추출된 변수를 이용하여 앙상블분석을 실시하였다. <표 5>에서는 분석기법별, 샘플링별, 그리고 산업별로 유의하게 추출된 변수들을 표시하고 있다.

한편, 5-fold의 경우 부정유인 및 위험징후(성장성) 변수는 로짓회귀와 의사결정나무 모두에서 탐지하지 못하는 것으로 나타났으며, 의사결정나무분석의 경우에는 추가적으로 부정유인 및 위험징후(기타)변수와 감사인 특성과 감사위험 관련 변수 및 자료간 불일치성과 관계회사상호거래에서 의미 있는 변수가 거의 탐지되지 않았다. 반면, 로짓회귀분석에서는 이들 변수가 탐지가 되어 동일한 표본에서도 분류기법에 따라 선택되는 변수가 달리 나타나는 것을 알 수 있다. 결국 이러한 결과들을 종합해 보면, 신감사기준에서 강조하고 있는 위험기반접근법에 비추보았을 때, 기존의 단순분석 혹은 단일기법을 통한 위험탐지 및 평가의 수행만으로는 높아지는 감사실패 가능성과 환경변화에 적절한 대응이 쉽지 않을 것으로 판단되며, 따라서 이들 기법간의 적절한 앙상블기법을 적용할 필요성을 재삼 확인하게 된다.

<표 5>의 <Panel A>의 경우 매출채권 및 대손충당금 변수를 제외하고 각 분석기법에 따라 탐지되는 변수들이 달리 나타나고 있다. 이러한 경향은 비단 <Panel A> 뿐만 아니라 전체 변수집단에서 유사한 형태를 보이고 있다. 따라서 사전적인 위험평가에서는 감사위험을 낮추고 궁극적으로 감사실패의 가능성을 낮추기 위해서는 가능한 한 다양한 정보를 수집하고 보다 다양한 분석기법을 적용하는 방법을 강

구해야 할 것이다. <Panel B> '부정유인 및 위험징후'에서는 많은 변수들이 유의한 것으로 나타났다. 로짓회귀분석에서는 <Panel B-1>의 '수익성' 변수가 거의 유의하지 않았으나 의사결정나무분석에서는 수익성 변수가 많이 탐지되었으며, <Panel B-5>의 '기타' 변수는 로짓회귀분석에서 유의한 변수가 도출된 데 반해 의사결정나무의 경우에는 그렇지 못해서로 상반된 결과를 보고하였다. 특히 산업별분류의 경우 'KIS 신용평점' 만이 제조업(전자제외)에서 공통적으로 유의함을 보이고 있을 뿐이다. 따라서 각 분석기법에서 탐지된 변수들을 위험평가를 위해 함께 사용하는 것이 상호보완적 의미가 있을 것이다. <Panel B>의 경우, 매칭표본 전체산업에서 매출액순이익률, CFO/매출액, 유보액/총자산, EBITDA margin, 유동비율, 당좌비율, 금융비용/매출액, 가중평균자본비용, 비유동자산장기적합율, CFO/유동부채, KIS 신용평점 등이 위험평가를 위한 변수로 선정되었으며, 제조업(전자제외)의 경우에는 KIS 신용평점과 Book-to-market 변수가, 전자업종의 경우에는 금융비용/총비용, 금융비용/매출액, KIS 재무평점, 전기오류수정이익/매출액 등의 변수가, 그리고 비제조업의 경우에는 유보액/총자산, 금융비용/총부채, 금융비용/매출액 등이 유의한 변수로 추출되었다. 전체산업 표본을 제외하고는 대부분의 변수들이 재무구조관련변수라는 점이 특징이라고 할 수 있다. <Panel C>의 기업특성 변수는 로짓분석과 의사결정나무 모두에서 다양한 변수들이 의미 있는 변수들로 나타났으며, 특히 대주주지분율의 경우 분석기법이외에 산업별 분석에서도 의미 있는 변수로 나타났다.

8) 5-fold 분석에서는 2차례 이상 사용된 변수를 선정하였는데, 한차례 선정된 변수의 경우 그 대표성에 문제가 있을 수 있어 배제하였으며, 10-fold 분석에서는 3차례 이상 사용된 변수를 선정하였다.

〈표 5〉 로짓회귀와 의사결정나무를 통해 선정된 변수

model group	로짓회귀분석				의사결정나무			
	전체	제조	전자	비제조	전체	제조	전자	비제조
〈Panel A-1〉 감사 및 감리지적 (매출채권 및 재고자산)								
장단기매출채권/총자산			○			○	○	○
매출채권/총자산						△		
장단기매출채권대손충당금/장단기매출채권		○				○		
재고자산 회전을		△						
매출채권/매입채무							△	
〈Panel A-2〉 감사 및 감리지적 (기타)								
자산평가이익/매출액		○						
재고자산평가, 감모손실/재고자산					○			
자산감액손실/매출액					○			
파생상품평가손실/매출액							△	△
개발비/매출액		△				△		
〈Panel B-1〉 부정유인 및 위험징후 (수익성)								
매출액순이익률					○, △			△
CFO/매출액	○					○		
ROIC					○, △	△		
유보액/총자산		△			○, △	△		○
EBITDA Margin			△		○		△	
총발생액/매출액	△	△		△		△		
〈Panel B-2〉 부정유인 및 위험징후 (성장성)								
매출액증가율		△						
〈Panel B-3〉 부정유인 및 위험징후 (재무구조)								
유동비율					○			
당좌비율	○, △							
금융비용/총부채	△			○, △				△
금융비용/총비용			△				○	
금융비용/매출액	△				○		○	○
가중평균자본비용(WACC)	○, △					△		△
비유동자산장기적합율	○							
총자산회전을						△		
〈Panel B-4〉 부정유인 및 위험징후 (위험징후)								
부채비율				△				○
CFO/유동부채	○			○				△
KIS 신용평점	○, △	○		○	△	○, △		
KIS 재무평점	△		○				△	
〈Panel B-5〉 부정유인 및 위험징후 (기타)								
Book-to-Market		○, △						
전기오류수정이익/매출액			○					
전기오류수정손실/매출액	△							
감사인변경2				△				

〈표 5〉 로짓회귀와 의사결정나무를 통해 선정된 변수 (계속)

model group	로짓회귀분석				의사결정나무			
	전체	제조	전자	비제조	전체	제조	전자	비제조
〈Panel C〉 기업특성								
자산크기(ln자산)	○			○				
외화부채/총자산								○
외화환산손실/매출액							△	
존속기간							○	
상장기간	△	○			○			
외국인지분율	△							○
대주주지분율	○, △		○, △		○, △	○	○, △	
〈Panel D〉 감사인 특성과 감사위험								
감사법인	○, △		△	○				△
BETA	△							
〈Panel E〉 자료간 불일치성과 관계회사 상호거래(위험 징후)								
특수관계자채권/총자산	○			○				
특수관계자채무/총자산	○			○				
내부거래비용/매출액	○							
매출증가와 종업원증가 일치여부	○, △	○				○		
이익증가, 배당증가 일치여부		△						

\* ○는 5-fold에서 선정된 변수, \*\* △는 10-fold에서 선정된 변수

## IV. 모형평가 분석결과 및 비교

### 4.1 분석결과 및 모형평가 결과

흔히 분류나 예측모형의 성능을 평가할 때 적용하는 기준이 적중률 또는 오분류율이다. 적중률을 성능평가의 기준으로 사용할 경우에는 모든 오분류율 관련 비용이 동일하다는 가정 하에 이루어진다. 그러나 이러한 가정은 실제로 적절하지 않은 경우가 많다. 특히 본 연구에서와 같이 기업의 오류나 부정을 식별하는 모형인 경우 제1종 오류와 제2종 오류의 비용이 동일하다고 가정하는 것은 현실적이지 못하다. 또한 실제 오류나 부정이 발생하는 확률은 적절한 회계처리를 통해 기업실질을 제공할 확률과 비교하여 상대적으로 작다. 즉 오분류로 인한 비용과

그 사전확률값이 적정기업과 비적정기업 간에 큰 차이를 보이는 경우에는 모형평가지 이를 적절히 조정하는 방법이 필요하다. 따라서 이러한 점을 보완하는 의미에서 본 연구에서는 ROC의 c-통계량, 오분류비용 및 부정의 사전확률을 이용한 ERCm분석을 실시하였다.

〈표 6〉에서 정확도는 전체 데이터의 수 중 올바르게 분류된 수의 비율이고, 오류율은 분류가 잘못되어 오분류로 평가된 표본수의 비율이다. 이 비율은 오분류 비용이 동일하다는 가정하에서는 합리적이지만, 본 연구에서는 오분류로 인한 비용과 위험성에 차이가 있다. 따라서 오분류의 위험성이 다른 경우에는 민감도, 특이도, 정밀도라는 측도를 이용한다. 민감도는 실제 비적정 의견기업을 비적정으로 분류하는 비율이고, 특이도는 적정기업을 적정기업으로 분류하는 비율이며, 정밀도는 비적정 의견으로 분류

〈표 6〉 ROC 곡선

		예측값		정확도(Accuracy) = (F11+F22)/n 오류율(Error rate) = (F12+F21)/n
		A1	A2	
실제값	A1	F11	F12	
	A2	F21	F22	

민감도(Sensitivity) = F11/(F11+F12)

특이도(Specificity) = F22/(F21+F22)

정밀도(Precision) = F11/(F11+F21)

$$c\text{-통계량} = \sum_{i=2}^r (SE_i + SE_{i-1}) \times (SP_i - SP_{i-1}) / 2 \dots\dots\dots (식1)$$

된 기업 중에서 실제 비적정기업인 경우의 비율을 의미한다(Han and Kamber, 2006; 강현철 외, 2007; 이정진, 2011).

ROC곡선이 그려지는 하부의 면적을 c-통계량이라고 부르며, 이를 모형의 성능을 측정하는 값으로 사용할 수 있다. c-통계량을 계산하는 방식은 민감도와 대응되는 (1-특이도)를 정렬하고, 이 때 I번째 행의 민감도와 (1-특이도)를 각각 SE<sub>i</sub>와 SP<sub>i</sub>라고 했을 때, (식1)과 같이 계산할 수 있다. 민감도와 특이도는 상충관계에 놓여 있으며, 이러한 상충관계의 조합을 결정하는 것이 절단점(threshold)이다. 이러한 절단점의 변화에 따라 민감도를 세로축으로, (1-특이도)를 가로축으로 하여 표시되는 곡선이 ROC곡선이다. 만일 ROC곡선이 대각선 형태로 그려지는 경우, 이는 예측력이 전혀 없는 모형임을 의미하며, 좋은 성능을 가진 모형일수록 대각선의 위쪽으로 포물선을 크게 그리는 형태로 나타나게 된다. 결국 대각선의 밑면적이 0.5이므로, c-통계량은 0.5와 1사이의 값을 가지게 되며, 1에 가까울수록 예측모형의 성능이 좋음을 의미한다.

그러나 ROC 곡선을 이용한 평가의 경우에는 오분류 비용은 고려되고 있으나 오류가 발생할 사전확률 값을 고려하지 않고 평가가 이루어지기 때문에

이를 보완할 수 있는 추가적인 방법이 필요하다. 이와 관련하여 적용할 수 있는 방법으로, Dopuch 등(1998)이 개발하고 Lin 등(2003)이 사용한 바 있는 상대적 추정 오분류비용(ERCm: estimated relative cost of misclassification) 방법이 있다. 본 연구에서는 이를 이용하여 상대적 비용의 크기를 1:1에서 10배씩 증가시켜 가면서 1:50까지로 구성하여 분석하였다. 또한 부정의 사전확률은 전체표본 중 비적정기업의 비율(0.03=302/9874)을 사용하였다.

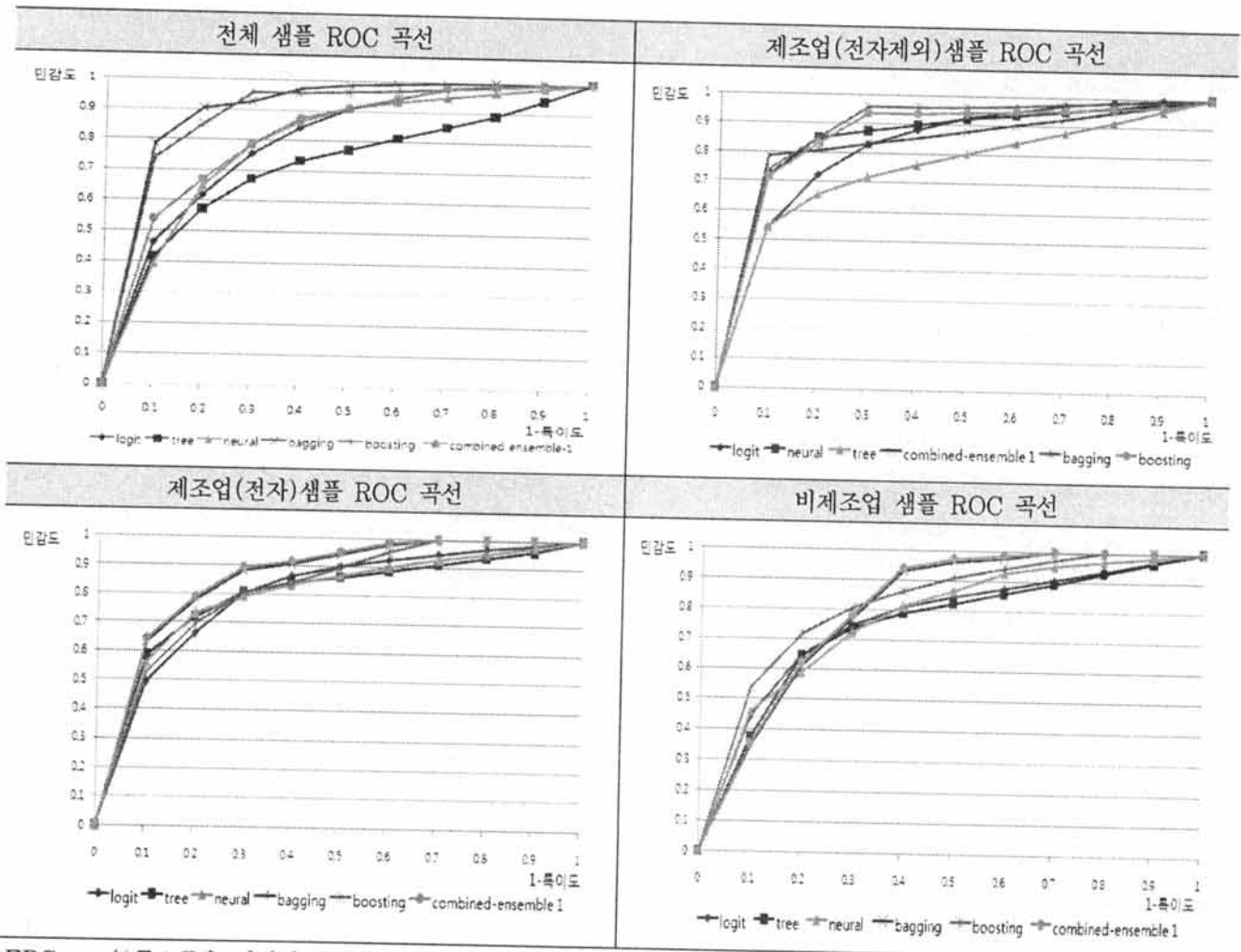
이는 제2종 오류의 경우에 제1종 오류에 비해 상대적 비용이 매우 크며, 부정의 확률이 비부정의 확률보다 매우 적게 나타난다는 점을 함께 고려하기 위한 것이다. 실제로 본 연구에 사용된 샘플의 경우 전체표본 중 비적정기업이 차지하는 비율이 3%에 불과하였다. 물론 실제로 부정을 행하였으나 감리나 감사에서 발견되지 않은 표본이 포함되어 있다하더라도 이러한 부분을 고려한 모형평가는 의미가 있을 것이다.

본 연구에서는 이와 같이 모형평가기준으로 기본적으로 ROC곡선의 c-통계량을 이용하면서도 ERCm을 보완하여 오류발생 사전확률 개념과 오분류 비용 모두를 고려한 모형평가를 실시함으로써 모형평가의

결과를 강건히 하고자 하였다.

위 각각의 ROC 곡선은 <그림 2>와 같으며(5-fold의 결과), 이에 대한 ROC c-통계량과 ERCm(제1종 오류비용 대 제2종 오류비용의 비율)을 계산한 결과는 <표 7>과 같다. <전체 샘플>에서 단일기법들 중에서는 로짓모형에 비해 인공신경망모형이 보다 우수한 결과를 보였으며, 앙상블기법이 단일 기법들보다 높은 c-통계량과 낮은 ERCm 비율을 보여 보다 우수한 분석방법임을 입증하고 있다. 산업별 분

석에서도 전체적으로 이와 동일한 결과를 보여주고 있다. 이는 본 연구의 목적에서 입증하고자 한 바와 같이, 데이터마이닝 기법이 기존의 통계적 방법론보다 감사위험을 낮추는데 보다 더 효과적이며, 특히 앙상블기법이 단일기법보다 효율적임을 의미하는 것이다. 한편, <전체 샘플>의 경우는 5-fold와 10-fold 분석 모두에서 c-통계량과 ERCm 모두에서 배깅기법이 가장 우수한 값을 제시하고 있으나, 10-fold 분석에서는 오분류비용이 커질수록 부스팅 기법이 우



$$ERCm = (1종오류율 \times 적정의 사전 확률 \times 1종오류비용) + (2종오류율 \times 비적정의 사전 확률 \times 2종오류비용)$$

<그림 2> 샘플별 ROC 곡선

수한 것으로 나타났다.

우선 5-fold 결과는 <제조업(전자제외) 분석>에서는 c-통계량의 경우에는 배깅기법이 우수하나 오류비용의 상대적 차이가 커질수록 결합앙상블기법의 효과가 두드러짐을 알 수 있다. 또한 <제조업(전자) 분석>에서는 c-통계량의 경우 배깅과 결합앙상블기법이 보다 우수하며, 오류비용의 상대적 차이가 커질수록 결합앙상블기법의 효과가 더욱 부각되어 나타난다. <비제조업 분석>에서는 부스팅기법이 가장 효과적인 방법으로 분석되었다. 또한 10-fold 분석의 경우에도 모든 분석에서 단일기법에 비해 앙상블기법이 c-통계량과 ERCm 분석에서 우수한 값을 보여 앙상블기법의 효과를 보여주고 있다.

결국 이러한 결과는 데이터마이닝기법들 중에서도 적정변수 탐지와 감사절차 수행내용에 따라 효과에 차이를 보일 수도 있으며, 따라서 이들 기법을 적절히 혼용하여 사용하는 앙상블기법이 단일기법에 비해 전체적인 감사위험을 최소화하는 데 보다 유용함을 입증하고 있는 것이다. 이는 산업별 분석에서도 동일한 결과를 확인할 수 있다.

#### 4.2 분석 결과에 대한 논의

본 연구의 분석결과 앙상블 기법이 단일기법에 비해 낮은 오분류율을 보여주었다. 이것은 앙상블기법이 단일기법에 비해 우수한 분류성능을 보인다는 선행연구들과 같은 결과이다. 그러나 본 연구는 이전 연구와 달리 수행된 모형에 대해 사전적인 오류나 부정의 발생확률과 상대적인 오류비용을 고려하여 분류 기법의 성과를 검토해 그 결과를 도출하여 결과의 강건성을 높였다. 또한 이미 회계학분야에서 잘 알려지고 널리 이용되는 분류기법인 로짓회귀분석과 분석을 수행하는 과정과 결과를 쉽게 이해할

수 있는 의사결정나무를 이용한 앙상블을 수행하여 그 결과가 단일기법보다 우수할 수 있음을 제시하였다. 이는 현대의 감사가 모든 오류를 발견하기 위한 감사절차를 수행하는 것이 아니라 감사위험을 수용 가능한 낮은 수준으로 감소시켜 감사의견에 근거가 되는 합리적인 결론을 도출 할 수 있도록 충분하고 적합한 감사증거를 입수하기 위해 노력해야한다(이효익, 2012)는 관점에서 사전적으로 감사를 지원하는 도구로서 의미가 있는 것이다.

또한 새로이 도입된 신감사기준서, 240 보론2.에서도 "부정에 의한 중요한 왜곡표시의 평가된 위험에 대응하여 적용 가능한 감사절차의 예"로 모집단의 예외사항 테스트를 위한 데이터 마이닝 등 컴퓨터를 이용한 기법의 수행을 제시하고 있다. 따라서 감사위험의 평가나 표본 검사 등을 전제로 하는 요즘의 감사는 일정수준의 감사위험을 감수할 수밖에 없다. 즉 동일한 전문가적 주의와 시간이 투자된다는 관점에서 볼 때 데이터마이닝과 같은 전산기법을 이용하여 동일한 시간에 보다 폭넓게 오류나 부정에 의한 중대한 왜곡항목들에 대해 사전적으로 검토 할 수 있다면, 이는 감사실패의 가능성을 줄일 수 있으며, 감사소송이 증대되는 오늘날의 현실에서 의사결정지원도구로서 객관적이고 체계적인 대응 또한 가능하게 할 것이다.

이런 측면에서 본 연구는 국내 감사위험평가 분야에서 데이터마이닝기법의 적용이 가능함을 증명하고 있다. 또한 데이터마이닝 기법을 각각 독립적으로 사용하기 보다는 적용대상이나 분석 특성에 맞추어 이들 기법을 적절히 혼용하여 사용하는 것이 성과 측면에서는 보다 나은 방법이 될 수 있음을 제시하고 있다.

한편, 실제 감사실무수행시 감사인들은 컴퓨터지원감사기법(Computer Assisted Audit Technique:

〈표 7〉 전체 샘플 모형평가

모형	ROC c-통계량	제1종 오류비용비율 : 제2종 오류비용비율					
		1:1	1:10	1:20	1:30	1:40	1:50
〈전체 샘플〉							
logit (5-fold)	0.79	10.4	25.2	41.6	58.0	74.4	90.8
tree	0.71	12.9	29.3	47.6	65.8	84.1	102.3
neural	0.80	19.0	29.8	41.8	53.8	65.8	77.8
bagging	<b>0.91</b>	<b>6.1</b>	<b>15.3</b>	<b>25.6</b>	<b>35.8</b>	<b>46.0</b>	<b>56.2</b>
boosting	0.90	26.1	34.3	43.5	52.6	61.8	70.9
combined ensemble	0.87	11.3	23.6	37.2	50.9	64.6	78.2
logit (10-fold)	0.79	10.8	25.8	42.5	59.3	76.0	92.7
tree	0.72	13.1	29.5	47.6	65.8	84.0	102.1
neural	0.79	17.3	28.3	40.4	52.5	64.6	76.7
bagging	<b>0.87</b>	<b>5.0</b>	<b>19.7</b>	<b>36.1</b>	<b>52.5</b>	<b>68.8</b>	<b>85.2</b>
boosting	0.86	7.4	17.6	28.8	40.1	51.3	62.6
combined ensemble	0.80	14.6	25.5	38.0	50.4	62.9	75.4
〈제조업(전자제외) 분석〉							
logit (5-fold)	0.83	11.2	21.5	33.0	44.4	55.9	67.3
tree	0.76	8.2	21.5	36.3	51.1	65.9	80.7
neural	0.86	12.6	18.8	25.7	32.7	39.6	46.5
bagging	<b>0.89</b>	<b>5.2</b>	<b>13.1</b>	<b>21.8</b>	<b>30.6</b>	<b>39.4</b>	<b>48.1</b>
boosting	0.84	22.6	28.2	34.4	40.7	46.9	53.2
combined ensemble	0.87	9.6	15.4	21.8	28.2	34.7	41.1
logit (10-fold)	0.80	10.9	23.1	36.8	50.4	64.1	77.7
tree	0.75	14.4	27.0	41.0	54.9	68.9	82.9
neural	0.82	13.3	24.6	37.2	49.8	62.4	75.0
bagging	0.89	5.1	16.3	28.8	41.2	53.7	66.2
boosting	<b>0.90</b>	<b>2.9</b>	<b>8.6</b>	<b>15.0</b>	<b>21.5</b>	<b>27.9</b>	<b>34.3</b>
combined ensemble	0.81	13.5	23.8	35.2	46.5	57.9	69.3
〈제조업(전자) 분석〉							
logit (5-fold)	0.80	16.2	31.7	48.9	66.2	83.4	100.6
tree	0.80	17.4	27.2	38.0	48.8	59.7	70.5
neural	0.81	10.7	22.6	35.8	49.0	62.2	75.4
bagging	<b>0.87</b>	12.6	23.9	36.6	49.2	61.8	74.4
boosting	0.82	17.3	27.2	38.2	49.3	60.3	71.3
combined ensemble	<b>0.87</b>	<b>13.8</b>	<b>22.3</b>	<b>31.8</b>	<b>41.3</b>	<b>50.8</b>	<b>60.3</b>
logit (10-fold)	0.80	12.8	28.8	46.6	64.4	82.2	100
tree	0.77	18.9	34.0	50.7	67.5	84.2	101
neural	0.80	13.3	24.7	37.4	50.1	62.9	75.6
bagging	0.88	11.4	21.8	33.4	44.9	56.5	68.1
boosting	<b>0.92</b>	<b>8.9</b>	<b>11.7</b>	<b>14.9</b>	<b>18.1</b>	<b>21.3</b>	<b>24.5</b>
combined ensemble	0.84	12.2	21.8	32.5	43.2	53.8	64.5
〈비제조업 분석〉							
logit (5-fold)	0.77	14.6	28.3	43.5	58.8	74.0	89.2
tree	0.75	17.0	28.1	40.4	52.8	65.1	77.4
neural	0.78	13.3	27.1	42.4	57.7	73.0	88.3
bagging	0.81	12.2	24.3	37.9	51.4	64.9	78.5
boosting	<b>0.83</b>	<b>11.5</b>	<b>23.2</b>	<b>36.2</b>	<b>49.2</b>	<b>62.2</b>	<b>75.2</b>
combined ensemble	0.82	20.7	30.8	42.0	53.3	64.5	75.8
logit (10-fold)	0.76	14.0	28.6	44.9	61.1	77.3	93.5
tree	0.72	16.6	29.6	43.9	58.2	72.4	86.7
neural	0.76	14.6	28.2	43.4	58.6	73.7	88.9
bagging	0.86	5.9	18.6	32.7	46.8	60.9	75.0
boosting	<b>0.90</b>	<b>8.3</b>	<b>14.8</b>	<b>22.0</b>	<b>29.2</b>	<b>36.4</b>	<b>43.6</b>
combined ensemble	0.80	13.8	27.6	42.8	58.1	73.3	88.5

CAAT)을 이용하고 있다. CAAT에 이용되는 프로그램은 스프레드시트, 데이터베이스관리시스템(database management systems: DBMS) 등을 들 수 있는데, 오늘날 회계법인은 이러한 프로그램을 활용할 수 있는 범용감사소프트웨어(generalized audit software: GAS)를 일반적으로 이용하고 있다. 범용감사소프트웨어를 사용하면 감사인이 전산에 대한 지식이나 스킬이 부족하더라도 쉽게 이용할 수 있고, 단일프로그램으로서 적용범위도 넓다(이효익, 2012). 이러한 프로그램이 감사분야에 특화 되었다면, 데이터마이닝은 대용량 데이터가 축적된 통신, 신용카드, 보험회사 등에서 마케팅, 고객의 구매패턴 파악, 보험사기 색출, 도난카드사용 발견, 부정금융거래 적발 등의 문제에 실질적으로 적용되어지고 있다(김찬수와 차경엽). 이러한 측면에서 볼 때 기업회계데이터 또한 대용량데이터가 축적되는 분야이므로 회계감사분야에 이를 적용하는 것은 충분히 가능하다. 따라서 본 연구는 실제 감사활용에 데이터마이닝기법이 수행될 수 있는 이론적 근거를 제시하고 있다는 데 그 의의가 있다.

한편, 실제 데이터마이닝을 감사에 적용하기 위해서는 데이터 분석능력과 경험을 가진 인력이 필요하며, 이를 위해서는 교육을 통해 분석 역량을 강화하도록 해야 한다. 대규모 회계법인의 경우 전담팀을 운용할 수도 있겠으나, 갈수록 진보하는 기업의 경영시스템과 대용량화 되어가는 기업데이터베이스에 대한 감사를 수행해야 하는 감사인 입장에서, 특히 내부통제와 시스템감사가 강화되고 있는 현실에 비추어 볼 때 공인회계사협회 등에서 체계적인 교육훈련과정을 제공함과 동시에 감사인 개개인이 데이터 분석 능력을 증대시키기 위한 자구노력이 필요할 것으로 생각된다.

## V. 결론

감사위험평가에 관련된 분야는 오랜 기간 광범위한 연구가 진행되어 왔다. 이는 위험평가 문제가 감사실무에 있어서 매우 중요하기도 하지만 또한 어렵고 복잡한 업무에 해당되기 때문이다. 특히 최근의 각종 회계부정사건과 신감사기준의 적용을 계기로 감사위험을 최소화하기 위한 다양한 기법의 개발이 크게 요청되고 있다. 더구나 급속한 정보화의 진전으로 고도의 정보시스템과 데이터베이스를 활용하고 있는 기업들에 대한 감사실무에서 이제는 더 이상 전통적인 위험평가방법에만 머무르지 않고 보다 체계적이고 객관적인 위험평가 및 증거수집방법을 감사인 스스로가 준비해 나가지 않으면 안된다.

이러한 시대적 흐름과 요청에 따라, 본 연구에서는 정보공학분야에서 광범위하게 활용되어가고 있는 각종 데이터마이닝기법들이 회계감사영역에 적용되어 감사위험을 최소화할 수 있는 새로운 방법론으로 사용될 수 있을 것인지를 실증해보이고자 하였다. 특히 본 연구에서 적용대상으로 삼고 있는 감사위험평가 과업은 입증감사의 범위를 결정하기 위한 사전평가의 의미로, 데이터마이닝기법의 특성이나 목적에 가장 부합하는 것으로 생각되기 때문이다. 이를 위해 본 연구에서는 1차적으로 감사법인의 사업보고서와 금융감독원의 감리지적사항에 대한 공시자료를 이용하여 실질적으로 부정 혹은 오류가 빈번히 발생하는 항목을 검토하고, 기존의 위험평가와 관련된 분야의 다양한 선행연구를 검토하여 감사와 감리지적, 부정유인 및 위험징후, 기업특성, 감사인특성 및 감사위험 등과 관련된 총 75개의 변수를 선정하였다. 다소 많은 변수들을 선정한 것은, 관련 선행연구들의 경우 연구자에 따른 자의적인 변수선정문제로

인해 일반화가 어렵다는 지적이 있어 왔고, 복잡한 대용량 자료를 쉽게 처리할 수 있다는 데이터마이닝 기법의 특성을 최대한 활용하고자 함이었다. 또한 여러 데이터마이닝기법들 중에서도 단일방법론이 가지는 단점을 극복하기 위하여 배깅과 부스팅등의 기법을 이용한 앙상블기법과 로짓회귀분석 및 의사결정나무를 인공신경망과 결합하는 결합앙상블기법을 제안하였다. 이는 다소 복잡해 보이는 분석기법이긴 하지만, 분석의 목적이 감사위험을 사전에 보다 효율적으로 탐지해 냄으로써 감사업무를 효율화시키고 감사비용을 감소시킴으로써 궁극적으로 감사실패의 가능성을 최소화시키는 것이라면 충분한 활용가치가 있다고 본다. 더구나 이들 앙상블기법은 이미 상용화되어 있기도 하고 간단한 조작에 의해 프로그래밍 할 수 있기 때문에 감사실무에의 적용가능성도 문제 되지 않을 것으로 본다. 이러한 목적과 연구설계에 이루어진 일련의 분석절차의 결과를 정리하면 다음과 같다.

적정변수 탐지과정에서 로짓회귀와 의사결정나무를 동시에 충족시키는 변수는 발견되지 않았다. 한편, 전자부품관련 업종을 제외한 제조업분석에서는 로짓회귀와 의사결정나무를 동시에 충족한 항목은 장·단기매출채권대손충당금/장·단기매출채권, KIS 신용평점, 매출증가와 종업원 증가의 일치여부 등의 변수가 추출되었다. 또한 전자부품업종에서는 로짓회귀와 의사결정나무를 동시에 충족한 항목은 장·단기매출채권/총자산, 대주주지분을 등이었다. 한편 비제조업으로 분류된 산업의 경우 로짓회귀와 의사결정나무를 동시에 충족한 항목은 발견되지 않았다. 이를 통해 유추해 볼 수 있는 결론은, 데이터마이닝기법이라 하더라도 적용기법에 따라 위험평가에 사용되는 변수들이 크게 달라질 수 있으며, 따라서 보다 효과적인 위험평가를 위해서는 보다 다양한

분석방법 및 이들을 결합한 앙상블기법의 도입이 바람직하다고 할 것이다. 한편, 앙상블기법을 이용한 분석에서는 배깅, 부스팅, 결합 앙상블 모두에서 단일기법을 사용한 경우보다 우수한 분류율을 나타냈다. 특히 이들 앙상블기법들이 제2종 오류율을 낮추는데 큰 효과가 있었으며, 이는 오분류비용 및 사전확률을 고려한 모형평가에서도 동일한 효과를 보이고 있어, 본 연구에서 제안한 앙상블기법이 기존의 단일기법을 적용한 경우보다 더 효과적인 분석방법임을 실증한 셈이다.

이상의 분석결과를 종합해 볼 때, 감사위험평가에 데이터마이닝기법을 적용하는 것은 전체적으로 감사위험을 낮추는 효과를 보이고 있으며, 특히 데이터마이닝 개별기법을 적용하는 경우보다도 이들 기법의 앙상블기법을 도입했을 때 그 효과는 더욱 배가될 수 있음을 확인하였다. 또한 본 연구에서는 변수 선정에 있어서 연구자의 자의성을 최대한 배제하고 현실상황에 가깝도록 하기 위해 입수 가능한 다양한 변수들을 모두 포괄하고자 노력하였다. 이는 또한 대용량자료를 쉽게 처리할 수 있는 데이터마이닝기법의 장점을 최대한으로 활용해보고자 하는 의도이기도 하다. 분석에 사용한 도구도 이미 상용화되어 있는 SAS E-miner를 사용함으로써 감사실무 현장에서의 적용가능성 부분도 충분히 고려하였다. 또한 데이터마이닝에 의해서 추출된 결과는 그 자체로 사실 여부를 판단하는 것이 아니라 가장 그럴듯한 리스트를 추출하거나 부정, 오류 혹은 위험의 징후가 높은 집단 혹은 데이터를 추출하는 것이며, 이를 통해 사후적으로 실제 감사를 거쳐 최종적인 의견을 제시하게 되기 때문이다. 따라서 감사분야에 데이터마이닝 기법의 적용은 감사를 선제적으로 지원하여 감사의 효율성을 높이는 기능을 한다는 점에 착안할 때, 사전적으로 위험징후를 감지하고 이를 판단할 수 있는

방법에 대한 연구는 감사실무에 실질적인 도움을 줄 수 있을 것으로 생각된다.

그럼에도 불구하고, 본 연구에서 미처 고려하지 못한 다음과 같은 한계점 또한 내포하고 있다. 첫째, 본 연구에서 사용한 적정기업의 표본이 실제로 회계 부정이나 분식을 행하였으나 실제 감사나 감리에서 지적되지 않았을 가능성이 존재한다는 것이다. 그러나 이는 관련 연구들이 가지는 공통적인 한계이기도 하다. 둘째, 분석을 위한 변수들을 추출하는 과정에서 비적정기업 표본의 손실이 있었으며, 특히 전체 샘플 수의 한계로 인해 비적정기업의 표본을 KOSPI와 KOSDAQ의 구분 없이 함께 분석함으로써 존재할 수 있는 시장별 특성이 무시되었을 가능성이 존재한다는 것이다.

본 연구에서 사용된 기법들 외에도 최근 들어 그 유용성이 증가하고 있는 베이지안망, SVM(support vector machine), 사례기반추론 등 다양한 데이터마이닝기법들이 존재한다. 따라서 이들 기법들을 포함한 추가적인 비교연구가 필요할 것으로 보인다. 또한 본 연구가 외부감사인의 입장에서 진행된 연구였다면, 이러한 방법론은 내부감사를 위한 지원도구로서도 충분한 의미를 가질 수 있을 것이다. 따라서 이와 관련한 후속연구도 가능하리라 판단된다.

## 참고문헌

- 강현철, 한상태, 최종후, 이성건, 김은석, 엄익현, 김미경 (2007), "고객관계관리(CRM)를 위한 데이터마이닝 방법론," 서울, 자유아카데미.
- 김문철, 황문호(2007), "분식회계기업의 적발," 회계저널, 제16권 제3호, 1-34.
- 김찬수, 차경엽(2009), "효율적인 비리적발을 위한 데이터마이닝 기법의 감사활용," 감사원 연구논문집 Executive Report, 1-24.
- 권수영, 이영한, 황문호(2010), "외부감사인에 대한 감리제도 개선방안 연구," 한국공인회계사회 연구보고서.
- 노준화, 배길수(2004), "회계실패사례 분석 및 회계실패 방지를 위한 개선방안: 경영환경, 회계환경, 감사환경 및 감리환경을 중심으로," 회계저널, 제13권 제2호, 155-180.
- 손성규, 박종성(2001), "감리대상기업 선정을 위한 모형의 개발," 금융감독원 연구보고서.
- 이건창, 최관(2007), "감리지적기업의 분류적 특성에 관한 연구: 베이지안 망과 C5.0, 그리고 앙상블방법간의 비교를 중심으로," 경영학연구, 제36권 제3호, 705-737.
- 이극노, 이홍철(2003), "이동통신고객 분류를 위한 의사결정나무(C4.5)와 신경망 결합 알고리즘에 관한 연구," 한국지능정보시스템학회논문지, 제9권 제1호, 139-155.
- 이정진(2011), "R, SAS, MS-SQL을 활용한 데이터마이닝," 서울, 자유아카데미.
- 이효익(2012), "회계감사론," 서울, 신영사.
- 정영기, 박재환, 박종성, 전규안, 이영한(2009), "신국제감사기준 도입에 따른 대응방안에 관한 연구," 회계와 감사연구, 제50호, 25-67.
- 차경엽(2010), "데이터마이닝을 이용한 국민연금 부정수급 예측모형 개발: 손해배상금 불성실 신고를 대상으로," 한국통계학회논문집, 제17권 제1호, 1-8.
- 최관, 정문중, 최국현(2001), "감리대상기업의 감리선정기준 개발에 관한 연구," 금융감독원 연구보고서.
- 최관, 최국현(2003), "회계부정기업의 특성에 관한 연구: 감리지적기업을 중심으로," 회계학연구, 제28권 제2호, 211-243.
- 허준, 김종우(2005), "오차패턴 모델링을 이용한 Hybrid 데이터 마이닝 기법," 한국경영과학회지, 제30권 제4호, 27-43.
- Association of Certified Fraud Examiners (2012),

- "Report to the Nations on Occupational Fraud and Abuse," [www.ace.com/fraud-resources.aspx](http://www.ace.com/fraud-resources.aspx).
- Baldwin, A. A., C. E. Brown, and B. S. Trinkle (2006), "Opportunities for Artificial Intelligence Development in the Accounting Domain: The Case for Auditing," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 14, 77-86.
- Bell, T. B., and J. V. Carcello (2000), "A Decision Aid for Assessing the Likelihood of Fraudulent Financial Reporting," *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, Vol. 19, 169-184.
- Brazel, J. F., and C. P. Agoglia (2007), "An Examination of Auditor Planning Judgements in a Complex Accounting Information System Environment," *Contemporary Accounting Research*, Vol. 24, 1059-1083.
- Brazel, J. F., K. L. Jones, and M. F. Zimbelman (2009), "Using NonFinancial Measures to Assess Fraud Risk," *Journal of Accounting Research*, Vol. 47, 1135-1166.
- Calderon, T. G., and B. P. Green, 1994, "Analysts' forecast as an exogenous risk indicator in analytical auditing" *Advances in Accounting*, Vol. 12: 281-300.
- Calderon, T. G., and J. J. Cheh (2002), "A Roadmap for Future Neural Networks Research in Auditing and Risk Assessment," *International Journal of Accounting Information Systems*, Vol. 3, 203-236.
- Coakley J. R., and C. E. Brown, 1993, "Artificial neural networks applied to ratio analysis in the analytical review process," *International Journal of Intelligent System in Accounting Finance & Management*, Vol. 2:19-39.
- Coats, P. K., and L. F. Fant (1993), "Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool," *Financial Management*, Vol. 22, 142-155.
- Dopuch, N., R. Holthausen, and R. Leftwich (1987), "Predicting Audit Qualifications with Financial and Market Variables," *The Accounting Review*, Vol.62, 431-454.
- Eilifsen, A., W. R. Knechel, and P. Waliage (2001), "Application of the Business Risk Audit Model: A Field Study," *Accounting Horizons*, Vol. 15, 193-207.
- Farber, D.(2005), "Restoring trust after fraud: Does Corporate Governance Matter?," *The Accounting Review*, Vol. 80, 539-561.
- Fanning, K.M., K. O. Cogger, and R. Srivastava, 1995, "Detection of management fraud: A neural network approach," *International Journal of Intelligent System in Accounting Finance & Management*, Vol. 4:113-126.
- Fanning, K.M., and K. O. Cogger (1998), "Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data," *International Journal of Intelligent System in Accounting Finance & Management*, Vol. 7, 21-41.
- Feroz, E. H., T. M. Kwon, V. S. Pastena, and K. J. Park (2000), "The Efficacy of Red Flags in Predicting the SEC's Targets: An Artificial Neural Networks Approach," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 9, 145-157.
- Gaganis, C., F. Pasiouras, and M. Doumpos (2007), "Probabilistic Neural Networks for the Identification of Qualified Audit Opinions," *Expert Systems with Applications*, Vol. 32,

- 114-124.
- Gaganis, C., F. Pasiouras, C. Spathis, and C. Zopounidis, 2007, "A Comparison of Nearest Neighbours, Discriminant and Logit model for Auditing Decisions," *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 15: 23-40.
- Geiger, M. A., and K. Raghunandan (2002), "Auditor Tenure and Audit Reporting Failures," *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, Vol. 22, 67-80.
- Green, B. P., and J. H. Choi (1997), "Assessing the Risk of Management Fraud Through Neural Network Technology," *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, Vol. 16, 14-28.
- Han, J. and M. Kamber (2006), "*Data Mining: Concepts & Techniques*," 2th ed. ELSEVIER, Inc. New York.
- Hansen, L.K. and P. Salaman, "Neural Networks Ensembles," *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, No.10(1990), pp.993-1001.
- Hogan, C. E., Z. Rezaee, R. A. Riley, Jr., and U. K. Veluryn (2008), "Financial Statement Fraud : Insights From the Academic Literature," *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, Vol. 27, 231-252.
- Hoogs, B., T. Kiehl, C. Lacombe, and D. Senturk, 2007, "A genetic algorithm approach to detecting temporal patterns indicative of financial statement fraud," *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 15: 41-56.
- Hunton, J. E., A. M. Wright, and S. Wright (2004), "Are Financial Auditors overconfident in Their Ability to Assess Risks Associated with Enterprise Resource Planning Systems?," *Journal of Information Systems*, Vol. 18, 7-28.
- Jans, M., N. Lybaert, and K. Vanhoof (2010), "Internal Fraud Risk Reduction: Results of a Data Mining Case Study," *International Journal of Accounting Information Systems*, Vol. 11, 17-41.
- Kinney, W. R. (2005), "Twenty-five years of audit deregulation and re-regulation: What does it mean in 2005 and beyond?," *Auditing: A Journal of Theory & Practice*, Vol. 24: 89-109.
- KirKos, E., C. Spathis, A. Nanopoulos, and Y. Manolopoulos (2007a), "Identifying Qualified Auditors' Opinions: A Data Mining Approach," *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, Vol. 4, 183-197.
- KirKos, E., C. Spathis, and Y. Manolopoulos (2007b), "Data Mining Techniques for the Detection of Fraudulent Financial Statement," *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, 995-1003.
- Koh, H. C., and C. K. Low (2004), "Going Concern Prediction Using Data Mining Techniques," *Managerial Auditing Journal*, Vol. 19, 462-476.
- Koskivaara, E. (2004), "Artificial Neural Networks in Analytical Review Procedures," *Managerial Auditing Journal*, Vol. 19, 191-223.
- Lennox, C. (2000), "Do Companies Successfully Engage in Opinion-Shopping? Evidence from the UK," *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 29, 321-337.
- Lin, F. Y., and S. McClean (2001), "A data mining approach to the prediction of corporate failure," *Knowledge-Based System*, Vol. 14, 189-195.

- Lin, J. W., M. I. Hwang, and J. D. Becker (2003), "A Fuzzy Neural Network for Assessing the Risk of Fraudulent Financial Reporting," *Managerial Auditing Journal*, Vol. 18, 657-665.
- Lu, H., R. Setiono, and H. Lin(1996), *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 8, 957-961.
- Martens, D., L. Bruynseels, B. Baesens, M. Willekens, and J. Vanthienen (2008), "Predicting Going Concern Opinion with Data Mining," *Decision Support Systems*, Vol.45, 765-777.
- Nelson, M., and H. Tan(2005), "Judgement and decision making research: A task, person, and interaction perspective," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Vol. 24, 41-71.
- O'Donnell, E., and J. J. Schultz Jr (2003), "The Influence of Business -Process-Focused Audit Support Software on Analytical Procedures Judgements," *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, Vol. 22, 265-279.
- Refaeilzadeh, P., Tang, L., Liu, H(2009), "Cross-Validation," *Encyclopedia of Database Systems*, 532-538.
- Teoh, S. H. and T. J. Wong (1993), "Perceived Auditor Quality and the Earnings Response Coefficient," *The Accounting Review*, Vol. 68, 159-172.
- Trompeter, G., and A. Wright (2010), "The World has Changed - Have Analytical Procedure Practices?," *Contemporary Accounting Research*, Vol.27, 669-700.

## The Effects of Data Mining Ensemble Techniques on Audit Risk Reduction

Bong-Koo Heo\* · Yong-Ki Jung\*\*

### Abstract

This paper focuses on the use of data mining as an enabler of the new audit risk. In general, data mining techniques which are classified by nature offer the capacity to consider multiple types of evidence and can assist auditors in assessing risk, issuing opinion, and making judgement. Especially, this study investigates the efficiency of ensemble techniques in developing models for estimating audit risk, as opposed to models developed with single techniques including logit regression, decision tree, and neural network analyses.

The sample consists of 302 financial statements that received a qualified audit opinion and accounting disclosure reviews and investigations over the period 2000-2010. The input variables are composed of four sectors with 75 predictors including suspicious journal entries, incentive factors and red-flags, properties of firms, and audit firms' characteristics and audit risk. And then, comparing the performance of a single and ensemble techniques in detecting fraud under different assumptions of misclassification costs and ratios of fraudulent firms to non-fraudulent firms, the single techniques used are logit regression, decision tree and neural networks and the ensemble techniques used are bagging, boosting, and combined ensemble.

In each case of the sampling, ensemble techniques are revealed more efficient, in terms of average classification accuracy and under different assumptions of misclassification cost than the single methods. Also, the results of the industry-specific analyses are equal.

In conclusion, this study reports the positive results of an analyses examining the effects of audit risk assessment instructions on the effectiveness of data mining. Especially, ensemble techniques are better than single technique. And these results have implications for the audit risk assessment of auditors to do the tasks and the structuring of these tasks.

Key words: Audit risk, Clarified ISA, Data mining, Ensemble, ROC Curve, ERCm

\* Lecturer, Department of Business administration, Seoyeong University

\*\* Professor, College of Business Administration, Chonnam National University