

외국환 거래의 자금세탁 혐의도 점수모형 개발에 관한 연구

홍성익 · 문태희 · 손소영[†]

연세대학교 정보산업공학과

Scoring models to detect foreign exchange money laundering

Seongik Hong · Tae Hee Moon · So Young Sohn

Dept. of Computer Science & Industrial System Engineering, Yonsei University, Seoul, 120-749

In recent years, the money Laundering crimes are increasing by means of foreign exchange transactions. Our study proposes four scoring models to provide early warning of the laundering in foreign exchange transactions for both inward and outward remittances: logistic regression model, decision tree, neural network, and ensemble model which combines the three models. In terms of accuracy of test data, decision tree model is selected for the inward remittance and an ensemble model for the outward remittance. From our study results, the accumulated number of transaction turns out to be the most important predictor variable. The proposed scoring models deal with the transaction level and is expected to help the bank teller to detect the laundering related transactions in the early stage.

Keywords: scoring, foreign exchange laundering detection, data mining

1. 서론

오늘날 현대사회의 금융사기는 가장 빈번한 범죄행위 중의 하나로 인식되고 있다. 지역적 경계가 무너진 세계 경제, 인터넷, 전자화폐, 정보기술 등의 눈부신 발전은 금융사기 범죄의 지능화, 대형화를 부추기고 있다. 금융사기 행위는 건전한 금융거래시스템을 위협하는 존재가 아닐 수 없다.

최근 들어 해외로의 재산도피나 불법송금 등 내국인의 불법 외화유출이 일반적인 우려보다 더 심각한 것으로 나타나고 있다. 한국은행은 2004년 1월부터 4월까지 해외로 빠져나간 자금이 무려 5조3000억 원에 이른다고 발표했다. 해외 가족에게 보낸 증여성 송금이나 교포들의 재산반출, 내국인의 이주비 등 반대급부 없이 일방적으로 해외로 빠져 나간 돈이 2003년 같은 기간에 비해 21%나 급증한 것으로 나타나면서 외화 유출에 대한 의혹이 제기됐다. 또한 2004년 1월부터 5월까지 불법자금세탁 혐의가 있다고 보고된 거래 건수는 지난해 같은 기간 423건의 네배에 가까운 1,588건으로 집계됐다. 이와 같이 불법 외국

환거래를 통한 국부의 유출이 심각함에도 불구하고 현재 우리나라의 감시인력과 분석시스템으로는 사기거래를 조기에 적발하기 어려운 문제점을 안고 있다. 제도적인 측면에서 금융사기의 적발대책을 금융기관에 강제하고 있지 않은 점과 기술적인 측면에서 아직까지 데이터를 이용한 수사방법이 검증되지 않으므로 인해 관련 기관에서는 실무 적용에 회의적이라는 점이다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 그동안 각국은 자금세탁 적발과 관련된 연구를 활발히 수행해 왔는데 세계적인 자금세탁 방지기구인 FATF(Financial Action Task Force on Money Laundering)는 2003년 금융기관 및 정부기관에서 고려해야 할 40가지의 권고사항을 발표하였고 Rezaee(2003)는 사기거래를 사전에 막고 적발하기 위한 전략에 대해 제시하였으며 Koker(2002)는 자금세탁 수법의 추세에 대해 발표한 바 있다. 한편 정보기술을 이용한 연구는 금융기관의 대출과 관련하여 데이터마이닝 기술을 이용한 고객의 Credit Scoring에 대한 연구가 활발히 수행되었다. 그러나 기존의 연구는 주로 제도적 측면에서의 개념 정립에 치중하고 있고 정보기술을 이용한 사전적발 방안을 제시

[†]연락처 : 손소영 교수, 120-749 서울시 서대문구 신촌동 134 연세대학교 정보산업공학과, Fax : 02-364-7807,

E-mail : sohns@yonsei.ac.kr

2005년 2월 14일 접수, 1회 수정 후 2005년 5월 24일 게재 확정.

하지 못하고 있다. 또한 거래 주체별 Scoring에 대한 연구는 많았으나(Kim, 2001; Kim, 2001; Lee, 2001) 거래 건별 Scoring에 대한 연구는 미흡한 상태여서 금융기관이 거래창구에서 Teller에게 사기거래를 조기에 경고해 줄 수 있는 방안이 제시되지 못하였다.

따라서 본 연구에서는 외국환 거래자료와 금융기관을 악용하는 자금세탁 사기거래 사례에 착안하여 기존의 사후적발 개념에서 탈피한 새로운 패러다임의 거래 건별 혐의도 점수모형을 제시함으로써 인적 물적 한계가 예상되는 금융기관의 대고객 접점 창구에서 불법 외국환 거래를 사전에 적발할 수 있는 합리적이고 과학적인 대안을 실증적으로 제시하고자 한다. 혐의도 점수 모형개발에는 데이터마이닝 기법을 적용하였으며 원천 데이터는 외국환거래 자료를 사용하였다.

본 연구의 2장에서는 금융사기 적발과 관련된 기존의 연구에 대하여 고찰하였으며 3장에서는 데이터마이닝 방법론에 입각한 모형개발의 전체 Framework를 제시한 뒤 원천 데이터에 대한 분석과 표준화, 데이터마이닝 모델링 과정, 개발된 모형의 평가 등을 기술하였다. 4장에서는 개발된 혐의도 Scoring 모형에 대한 검증 결과를 토대로 향후 활용방안을 제시하였으며 본 연구의 결론과 향후 연구과제 등을 기술하였다.

2. 관련 연구 고찰

외국환 자료에 대한 자금세탁 사기거래 여부를 인지하기 위한 기존의 연구는 자료의 보안성과 외국환 관리기관의 폐쇄성에 의하여 매우 제한적일 수밖에 없는 실정이다. 따라서 직접적으로 관련을 갖는 연구 외에도 신용카드사의 신용평점 관련 연구와 같이 유사 분야의 연구를 확장하여 고찰하였다. 기존에 이루어진 연구는 외국환 관리제도에 관한 한 연구(Jo, 1993), 금융사기 수법에 관한 연구(Buchanan, 2004; Rezaee, 2003; Philippsohn, 2001; Rahman and Sheikn, 2002), 데이터마이닝을 적용한 Scoring 및 사기적발에 관한 연구(Desai, *et al.*, 1996; Kim, 2001; Jung, 2002; Kuo-Ellen, 2002; Kim and Sohn, 2003; Chen and Huang, 2003)로 크게 나눌 수 있다.

2.1 외국환 관리제도

Jo(1993)의 외국환 관리제도에 대한 연구는 우리나라의 1, 2단계 외환자유화에 초점을 두어 외국환 거래의 유형을 소개하고 현행 외국환 거래상의 문제점과 대응방안을 제시하고 있다. 정부는 경제의 개방화가 급속히 진전되고 국제경쟁이 치열해지면서 종래의 규제위주의 외국환 관리체제로는 원활한 대외 거래를 기대하기 어렵다고 판단하고 외국환 관련 법령과 제도를 국제기준에 적합하게 개편하였다. 1999년 1단계, 2001년 2단계 외환자유화 조치로 종래의 외국환관리법을 폐지하고 외국환거래법을 제정·시행하였으며 이 조치로 외국환 거래법

규는 종전에 비해 단순·투명해지고 기업과 금융기관의 영업 활동과 관련된 외국환거래의 제한이 대부분 폐지되었다. 그러나 정부는 대내외 시장여건 변화 및 전면 외환자유화 시행 시 가져올 부작용을 감안하여 외국환 거래법의 일몰조항을 일부 개정하여 외국환 시장 안정에 필요한 핵심적인 사항을 유보하였다. 주요 유보내용으로는 불법적 외국환거래에 대한 제재 근거 유지를 위한 대외 채권회수 의무제도 유지, 헤지펀드 등의 대규모 투기적 공격을 차단하기 위한 비거주자의 원화조달거래 제한, 외채관리 및 기업의 외환 건전성을 제고하기 위한 재무구조가 불량한 기업의 해외 단기차입 거래 제한 등이 있다.

외국환 거래의 패턴은 크게 외화매매, 대금지급과 영수, 해외 이주비, 지급수단 등의 수출입, 수출입 대금의 지급 등이 있으며 본 연구에서 다루고 있는 당발송금, 타발송금은 대금지급과 영수에 해당된다.

2.2 금융사기 수법

금융사기에 관련한 연구는 주로 자금세탁범죄를 중심으로 활발히 진행되고 있다. Philipsohn(2001)은 향후 심각한 문제로 대두될 인터넷 Banking을 통한 자금세탁 범죄에 대해서 분석하고 그에 대한 대안을 제시하였는데 인터넷을 통한 자금세탁을 3단계로 정의하였다. 첫째 단계는 배치(Placement)단계로, 자금을 스마트카드 등을 통해 e-Money로 바꾸어서 실물 지폐를 사용하지 않도록 준비하는 것이며, 둘째 단계인 분산(Layering)단계는 배치된 자금을 온라인 뱅킹이나 인터넷 도박 등 복잡한 거래를 통해 다양하게 쪼개나가는 과정이며, 셋째 단계인 통합(Integration)은 분산배치된 자금을 기업을 통한 위장 영수증으로 합법화해 나가는 과정이다. 이러한 인터넷을 이용한 사기거래를 적발하기 위해서 금융기관의 감시자는 범죄보다는 자금의 흐름에 주목하여야 하고 사람이 대면하지 않는 인터넷 거래에 대한 데이터 방어체제를 갖추어야 한다고 주장하였다.

또한 Buchanan(2004)은 자금세탁의 국제적 방책이라는 연구에서 자금세탁의 프로세스를 정의하였고 공통적인 수법과 도구들을 소개 하였다. 자금세탁의 수법과 도구에는 먼저 10,000달러 이상의 거래가 보고되는 제도를 피하기 위해 소액으로 여러 번 거래를 일으키는 분할거래(Structuring), 국제적인 무역 거래를 빙자한 사기거래를 처리하기 위한 전방위 기업체 및 위장 기업체(Front companies, Shell companies), 하나의 무역계약서를 가지고 이중계약을 함으로써 자금세탁의 비용을 최소화하는 거래로 성사시키는 이중계약 무역(Mirror image trading) 등이 있다. 이와 같은 사기거래 수단을 고려 해 볼 때 본 연구에서 다루게 될 외국환 거래 자료는 분할거래, 무역을 빙자한 사기거래 등에 착안하여 분석해 볼 필요성을 가지게 된다.

2.3 데이터마이닝을 적용한 Scoring 및 사기적발

데이터마이닝 기술을 적용한 외국환 거래의 혐의도 Scoring

연구 분야는 그 사례를 찾기 어려운 새로운 사기적발 응용분야이지만 데이터마이닝의 개념이 이미 정립되어 있고 관련된 응용 연구사례가 풍부하므로 본 연구의 이론적 접근에는 큰 무리가 없었다. 다만 업무사례가 국내에 전무한 상태여서 외국의 사례를 고찰하여 본 연구의 방향성을 점검하였다.

먼저 전 세계적으로 혐의거래 분석에 선진 기관이라고 할 수 있는 호주의 AUSTRAC(The Australian Transaction Reports and Analysis Centre)을 벤치마킹하여 완성도 높은 연구결과를 얻고자 하였다. AUSTRAC의 외국환 자료에 대한 분석기법은 수집되는 정보를 데이터베이스에 무조건 쌓는 방식이 아닌 중요도 및 혐의도에 따라 정보를 분산시켜 관리하고 있으며 이때 의사결정나무와 같은 규칙과 유관기관들의 협의를 통해 수집 정보에 대한 체계적인 분류작업을 수행하고 있다. 분석단계에서는 Name/Address Matching Process를 이용한 데이터의 정확성을 보장한 후 계좌 간, 거래 주체 간 연계분석을 수행하고 있으며 이러한 연계분석의 결과는 법정에서 중요한 증거자료로 활용되고 있을 정도이다. 데이터마이닝 기법을 적용한 연구사례로는 Kim(2001)의 신용카드사 개인고객의 우불량 예측모형 개발 및 신용평점 시스템 활용에 대한 연구가 있었다. 예측모형은 의사결정나무 분석, 로지스틱 판별 분석, 인공신경망 분석 기법을 적용하여 구축하였고 모형을 구축하는 과정에서 각종 통계적인 이론을 적용하여 최적의 모형을 선택하는 방법을 취했다. Jung(2002)은 보험 사기적발 관련 연구에서 KDD(Knowledge Discovery in Database) 프로세스의 Visual Data Mining 개념을 적용하였다. 일반적인 데이터마이닝은 알고리즘에 의해 밝혀진 패턴을 텍스트 형태로 표현하기 때문에 사용자에게 분석결과를 일목요연하게 전달하는데 한계가 있으나 Visual Data Mining은 KDD 프로세스에 의해 얻어진 지식을 보다 질적으로 향상시킨다고 볼 수 있다. 또한 Kim and Sohn (2003)은 신용카드사와 은행에서 기존 대출고객을 관리할 수 있는 신용평점 모형을 제시하였다. 이 연구에서의 특징은 대부분의 Scoring 모델링 연구가 신규 대출고객의 신용 Scoring에 초점을 두고 있는데 반해 해당 Scoring 모형의 패턴을 따르지 않는 기존 대출고객을 두 중

류로 확대 분류하여 성격을 분석함으로써 신용 리스크 관리시스템을 강화할 수 있는 방안을 제시하였다는 점이다.

기존 연구사례를 종합해 보면 연구의 방법론이나 궁극적인 목적에는 상호 부합하나 연구의 방향성 측면에서 커다란 차이점을 나타내고 있다. 첫 번째로 사기거래의 인지 및 적발에는 사전적발과 사후적발의 개념이 있는데 선진 사례에서는 사건의 결과를 토대로 혐의성을 입증해 나가는 데 주력하는 사후적발의 개념이 강한 반면 본 연구에서는 혐의거래를 사전에 경고해 줄 수 있는 사전적발의 개념을 정립하고자 하였다. 두 번째로 데이터마이닝을 적용한 Scoring 관련 기존 연구에서는 누적 데이터를 개인 또는 기업단위로 Scoring 하기 때문에 실시간 금융거래에 즉각적인 Scoring이 불가능한 문제가 있었으나 본 연구에서는 개인 또는 기업단위의 그루핑 없이 금융기관의 창구에서 Teller가 외국환 거래 건별로 Scoring 결과를 볼 수 있는 모형을 제시하도록 하였다.

3. 외국환 거래자료의 혐의도 점수모형

본 연구에서 혐의도 Scoring에 적용할 기법은 데이터마이닝이며 모형개발에 앞서 최적의 모델링 Framework를 정립하였다. 모델링을 통해 개발된 모형들은 평가와 검증과정을 거쳐 최종 혐의도 점수모형으로 확정하였다.

3.1 데이터마이닝 모델링 Framework

본 연구는 <그림 1>의 Framework로 데이터마이닝 모델링을 진행하였다. 먼저 원천 데이터를 입수하여 데이터 항목에 대한 의미와 속성을 분석한 후 각 항목의 빈도 분석을 통하여 의미 있는 파생변수를 개발하는 등 기초통계 및 표준화를 실시하였다. 이렇게 준비된 데이터를 Input으로 하여 최적의 알고리즘을 적용한 모형을 만들고 각각의 모형을 종합 비교 평가하여 최종 Scoring 모형을 채택하였다. 채택된 모형을 통해 혐

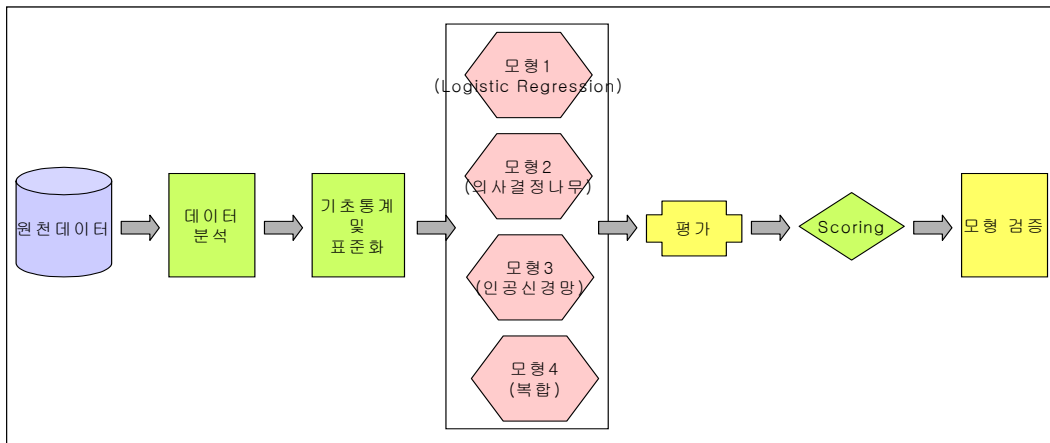


그림 1. 데이터마이닝 모델링 Framework.

의도 Scoring을 실시하고 마지막으로 모형의 객관성을 검증하는 과정을 수행하였다(Berry and Linoff, 1997; Westphal, 1998; Kang, et al., 2002).

3.2 외국환 거래자료의 분석

본 연구에서 사용된 원천 데이터는 당발송금과 타발송금의 sample 자료이며 개인 정보를 제외한 순수 거래내역으로만 구성하였다. 정확한 혐의도 점수모형 개발을 위해서는 충분한 Training data set이 필요한데 불법 외국환 거래실적이 제대로 포착되지 않는 현 상황에서는 충분한 데이터 확보를 위해 다양한 방법을 동원하였다. <그림 2>와 같이 외국환 거래자료 중 실

제 불법거래로 의심된 자료를 혐의거래 자료로 식별하였고 관련 연구의 고찰에 분석된 사기거래 패턴을 고려하여 독립변수와 파생변수를 개발하였다.

분석에 활용되는 지표는 종속변수 지표와 독립변수 지표, 분석의 판별력을 높여줄 파생변수 지표로 나누어지는데 종속변수는 불법 외국환 거래 여부 항목이 혐의거래 여부 2개의 범주를 가지고 생성되었고 파생변수는 당발송금 독립변수 10개, 타발송금 독립변수 9개로부터 <표 1>과 같이 생성되었다. 파생변수는 독립변수의 빈도와 데이터의 유의미성을 검토하여 분석에 적합한 형태로 생성하였다. 당발송금과 타발송금 변수의 차이점은 당발송금이 송금의뢰인의 거래 특성을 보여주는 반면 타발송금은 송금수취인의 거래특성을 보여준다는 사실이다.

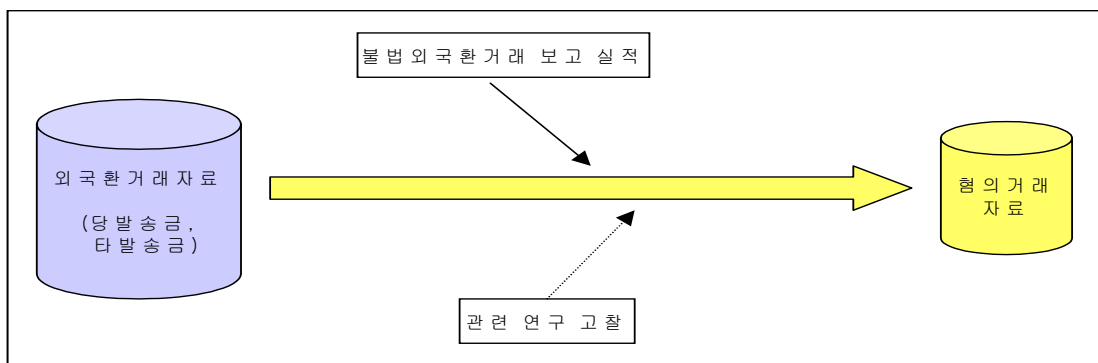


그림 2. 혐의거래 자료의 추출.

표 1. 당발송금과 타발송금의 사용변수

구분	당발송금		타발송금	
	변수명	변수 설명	변수명	변수 설명
종속 변수	불법외국환 거래여부	-혐의거래 'Y' -무혐의거래 'N'	불법외국환 거래 여부	-혐의거래 'Y' -무혐의거래 'N'
파생 변수	보고기관 (CODE1)	보고기관 코드를 국내은행, 지역은행, 특수은행, 타국은행으로 구별하여 파생변수 생성	보고기관 (CODE1)	보고기관 코드를 국내은행, 지역은행, 특수은행, 타국은행으로 구별하여 파생변수 생성
	CITY	취급점포 소재지(우편번호 체계)의 첫 자리를 지역별로 구분하여 수도지역 여부 확인	CITY	취급점 포소재지(우편번호 체계)의 첫 자리를 지역별로 구분하여 수도지역 여부 확인
	MATCH	송금인 소재지(우편번호 체계) 첫 자리를 지역별로 구분하여 취급점포 소재지와 일치 여부 확인	MATCH	수취인 소재지(우편번호 체계) 첫 자리를 지역별로 구분하여 취급점포 소재지와 일치 여부 확인
	MONTH	지급일자를 월별로 구분	MONTH	지급일자를 월별로 구분
	CODE186	기업규모구분을 중소기업/일반 과 대기업으로 구분	CODE186	기업규모구분을 중소기업/일반 과 대기업으로 구분
	CODE170	송금종류가 보통송금인지 여부를 구분	CODE14	송금의뢰인의 국적을 밝혔는지 여부
	CODE14	송금수취인의 국적을 밝혔는지 여부	CODE14_1	송금의뢰인의 국적이 조세회피 지역인지 여부
	CODE14_1	송금수취인의 국적이 조세회피 지역인지 여부	FREQ	누적 거래횟수
	FREQ	누적 거래횟수	AMT	누적 거래금액(USD)
AMT	누적 거래금액(USD)	-	-	

입수된 표본 데이터로부터 생성한 종속변수의 빈도를 살펴 본 결과 당발송금은 불법 혐의거래가 있는 경우는 전체 데이터의 0.55%이고 없는 경우는 99.45%이며 타발송금은 불법 혐의거래가 있는 경우는 전체 데이터의 0.33%이고 없는 경우는 99.67%이었다. 이 경우 데이터의 균형을 잡아주어야 판별력 있는 모델링을 할 수 있으므로 데이터의 비율, 즉 균형을 맞춘 후에 분석을 수행하였다. 당발송금의 경우 전체 데이터 1,276,252 건 중 불법 혐의거래 데이터 7,100건을 뺀 1,269,152건 중에서 건전거래 수를 랜덤하게 Over-Sampling하여 불법거래와 건전거래가 동등한 빈도율을 갖게 하였다. 동일한 방법으로 타발송금의 경우 전체 데이터 484,259건 중 불법 혐의거래 데이터 1,601건과 동수가 되도록 건전거래수를 랜덤하게 Over-Sampling하여 불법 혐의거래가 있는 경우와 없는 경우를 50 대 50으로 맞추었다.

3.3 데이터마이닝 모델링 결과

모델링 기법은 Logistic Regression 분석, 의사결정나무 분석, 인공지능망 분석, 복합모형 분석을 사용하였는데 이렇게 여러 가지 모델링 기법을 수행한 이유는 특정 모델링 기법이 다른 기법에 비하여 항상 우수한 결과를 나타내지는 않기 때문이다. 모델링에 사용한 Input 데이터는 Train Data Set과 Validation Data Set를 70:30으로 할당하였다. 일반적인 데이터마이닝 분석에서 Train Data의 성능이 Validation Data의 성능을 초과하지 않는 범위에서 학습을 중단함으로써 과적합을 방지하게 되고, 본 연구에서도 이러한 방법이 적용되었다. 또한 각 모형의 성능은 Validation Data의 성능만을 기술하였다(Sohn and Shin, 1997^a; 1997^b).

표 2. Logistic Regression 분석모형의 결과

구분	Target	거래 건수	예측 결과		정분류율 (%)	민감도 (%)	특이도 (%)
			혐의 건수	무혐의 건수			
당발송금	혐의	2,127	1,789	338	90.8	84.1	97.5
	무혐의	2,133	53	2,080			
타발송금	혐의	500	449	51	94.0	89.8	98.5
	무혐의	461	7	454			

표 3. 의사결정나무 분석모형의 결과

구분	Target	거래 건수	예측 결과		정분류율 (%)	민감도 (%)	특이도 (%)
			혐의 건수	무혐의 건수			
당발송금	혐의	2,127	1,965	162	94.5	92.4	96.6
	무혐의	2,133	72	2,061			
타발송금	혐의	500	456	44	94.6	91.2	98.3
	무혐의	461	8	453			

3.3.1 Logistic Regression 분석

Logistic Regression 분석에서 설명변수를 선택하는 방법에는 주어진 변수 중 각 변수의 기여도에 따라 하나씩 추가하면서 선택하는 전진선택법(forward selection)과 모든 변수를 포함하는 완전모형으로부터 시작하여 불필요한 변수를 하나씩 제거해 나가는 후진소거법(backward elimination)과 이러한 전진선택법과 후진소거법을 결합한 단계적 방법(stepwise method)이 있다. 혐의거래를 예측함에 있어 모형이 제 역할을 하기 위해서는 혐의 여부를 잘 판별하면서 손실을 최소화할 수 있어야 하는데 본 연구에서는 후진소거법이 가장 우수한 결과를 나타냈다. <표 2>는 후진소거법을 적용한 모형에서 얻은 정분류율, 민감도, 특이도이다.

후진소거법에 선택된 변수는 당발송금일 경우 송금수취인의 국적(CODE14), 보고기관(CODE1-1), 송금종류(CODE170), 누적거래금액(AMT) 순이었으며 타발송금일 경우 송금수취인의 국적(CODE14), 보고기관(CODE1-1), 누적거래금액(AMT) 순이었다.

3.3.2 의사결정나무 분석

의사결정나무 모형은 SAS E-miner의 기본 알고리즘인 CHAID 알고리즘, CART 알고리즘, C4.5 알고리즘을 이용하여 모형에 적용하였고 더 이상 분리가 일어나지 않고 Terminal node가 되도록 하는 분류기준값을 0.5로 할 때 당발송금의 경우 CHAID 알고리즘의 정분류율이 94.5%로 가장 우수하였고 타발송금의 경우 CART 알고리즘의 정분류율이 94.6%로 가장 우수한 것으로 나타났다. 따라서 가장 우수한 알고리즘을 적용한 모형에서 얻은 정분류율, 민감도, 특이도는 다음 <표 3>과 같다.

의사결정나무 모형의 Tree 분석결과 당발송금의 뿌리마디는

먼저 거래 누적건수가 4.5건보다 큰지의 여부를 기준으로 1차적인 자식마디를 형성하였다. 혐의거래일 확률이 92.1% 이상인 마디에서 다시 누적건수가 41.5 건 미만일 경우 3차 자식마디에서 기업규모 구분이 중소기업이나 개인일 경우 혐의거래일 가능성이 높은 것으로 나타났다. 타발송금의 뿌리마디는 먼저 거래 누적건수가 3.5건보다 큰지의 여부를 기준으로 1차적인 자식마디를 형성하였다. 혐의거래일 확률이 95.9% 이상인 마디에서 다시 누적건수가 12.5건 미만일 경우 3차 자식마디에서 기업규모 구분이 중소기업이나 개인일 경우 혐의거래일 가능성이 높은 것으로 나타났다. 반면 거래 누적 건수가 3.5건보다 작고 1.5건보다 큰 경우 지급 월은 상반기에 혐의거래일 가능성이 높은 것으로 나타났다.

이상의 분석결과에서 보듯이 거래 누적 건수는 매우 중요한 변수로 선택되었으며 이는 Buchanan(2004)이 언급한 자금세탁의 전형적인 기법인 분할거래(Structuring)에 대한 높은 혐의도를 통계적으로 입증한 결과라 할 수 있다.

3.3.3 인공신경망 분석

인공신경망 모형은 다양한 모형이 있으나 자료분석을 위해 가장 널리 사용되는 모형은 MLP(Multilayer Perceptron) 다층 인식자 신경망이다. 다층 인식자 신경망은 입력계층, 은닉계층, 출력계층으로 이루어져 있다. 입력계층은 결과변수를 설명하는 입력변수들이고 은닉계층은 몇 개의 은닉마디로 이루어져 있는데 각 은닉마디는 연결합수를 통해 입력변수들과 연결되고 이러한 연결에 사용되는 계수는 연결가중치라고 한다.

본 연구에서는 유닛 수를 3개로 정의하고 은닉층을 1개에서 2개까지 증가하여 모델링하였는데 상대적으로 우수한 모델은 1개의 은닉층을 갖는 모형이었으며 연결합수는 Hyperbolic Tangent를 적용하였다. 가장 우수한 성능을 낸 모형에서 얻은 정분류율, 민감도, 특이도는 다음 <표 4>와 같다.

3.4 혐의도 점수모형 평가

외국환 거래 혐의도 Scoring에 사용된 모델링 기법은 Logistic regression, 의사결정나무 분석, 인공신경망 분석 총 3개의 기법으로 3개의 모형이 개발되었다. 분석결과 로지스틱 회귀분석에서는 국적, 보고기관, 송금종류, 누적거래금액 등이 유의한 변수로 의사결정나무에서는 누적거래 건수, 지역, 기업규모구

분, 지급년월 등이 유의한 변수로 선택되었다. 인공신경망 분석은 모형의 복잡성으로 인해 유의한 변수들에 대한 선별을 분석하지 못하였다. 이렇게 분석된 3개의 모형은 각각 다른 판별력을 보이고 있으며 각각의 혐의도 Score를 부여하게 마련이다. 따라서 본 연구에서는 최적의 점수모형을 개발하기 위하여 각 모델을 결합시킨 복합모형을 추가로 개발하였다. 이때 사용된 결합 알고리즘은 SAS E-miner의 Ensemble 노드에서 제공하는 Majority voting을 적용하였다. 이렇게 개발된 모형의 우수성을 비교평가하기 위하여 평가용 자료(Validation data set)에 대하여 모형을 적용하여 최종 모형을 선택하였다. 평가의 기준은 얼마나 예측과 분류에서 뛰어난 성능을 보이는가? 동일 모집단 내 다른 Data를 적용하는 경우 얼마나 안정적인 결과를 제공하는가? 동일한 예측력 하에서 얼마나 적은 입력변수로 모형을 구축했는가? 이다. 모형의 평가방법에는 Target 유형이 Interval에 적합한 Value Prediction과 Binary에 적합한 Classification으로 구분할 수 있으며 본 연구의 Target 변수는 혐의거래 여부(Binary)이므로 Classification 방식의 Lift chart, ROC Chart, Confusion matrix 평가방법을 사용했다. 이렇게 혐의도를 예측하기 위해 만든 모형의 우수성을 비교, 분석하는 과정을 통하여 최종적으로 선정된 외국환 거래 혐의도 점수모형의 선정 이유를 알 수 있다.

Lift Chart의 가장 좌측 그래프(가장 높은 반응)의 반응비율이 Base Line보다 현저하게 크고 좌측 그룹 값의 분포가 높고 우측 그룹 값의 분포가 낮은 형태의 모형이 최적의 모형이며 본 연구의 경우 4개의 모형이 비슷한 결과를 나타냈으나 인공신경망 모형이 상대적으로 안정적이었다.

ROC Chart는 분류기준 확률(Cut-Off/Threshold) 값의 범위 (0~1) 내의 모든 점에 대해 민감도와 특이도를 산출하여 나타낸 곡선으로, 좌측부분은 높은 분류기준 확률, 우측부분은 낮은 분류기준 확률을 나타낸다. 평가결과 4개 모형의 민감도는 매우 높은 것으로 나타났으며 특히 의사결정나무 모형이 좋은 모형임을 알 수 있었다.

마지막으로 Confusion matrix에 의해서 정분류율, 오분류율, 민감도, 특이도를 평가하였으며 각각의 평가항목별 산출근거는 <표 5>와 같다.

Confusion matrix에서 보듯이 당발송금은 의사결정나무 모형이 타발송금은 의사결정나무 모형과 결합 모형이 비슷한 가운데 특이도가 우수한 복합모형이 가장 판별력이 우수한 모형으로 선정되었다.

표 4. 인공신경망 분석모형의 결과

구분	Target	거래 건수	예측 결과		정분류율 (%)	민감도 (%)	특이도 (%)
			혐의 건수	무혐의 건수			
당발송금	혐의	2,127	1,817	310	91.7	85.4	98.0
	무혐의	2,133	43	2,090			
타발송금	혐의	500	450	50	94.1	90.0	98.5
	무혐의	461	7	454			

개발된 혐의도 점수 모형의 객관성과 타당성을 검증하기 위하여 다른 기간의 데이터를 적용하여 모형의 성능을 테스트하고자 하였다. 이 때 사용된 자료는 2003년 1/4 분기 외국환 거래 자료로 앞서 최적으로 선택된 모형과 동일한 알고리즘을 적용하였다. 그러나 여기서 사용된 데이터는 앞서 모델을 수립할 때와는 달리 특별한 샘플링을 거치지 않은 데이터를 이용하였고, 분석결과는 <표 6>과 같이 기존 Validation Data Set으로 개발된 모형 대비 정분류율이 3~4% 정도 낮게 나타남을 알 수 있었다. 이러한 결과는 각 모형 간의 정분류율 차이가 비슷한 형태로 나왔으므로 모델링에 사용된 표본수의 차이를 고려할 때 일관성을 갖는 타당한 결과로서 객관성은 입증되었다고 볼 수 있다.

4. 결론 및 향후 연구

본 연구는 데이터마이닝 기법을 이용한 실증적 분석을 통해 외

국환 거래자료의 혐의도를 예측함으로써 혐의거래를 사전에 예방하는 수단을 금융기관의 Teller에게 제공하는 데 그 목적을 두고 있다. 또한 각 분석방법에 대한 예측모형의 상호 비교를 통하여 예측력과 판별력의 타당성을 검증하고 이를 바탕으로 최적의 점수모형을 선정하는 데 역점을 두었고 특히, 선정된 점수모형이 실무에 적용되기 위한 객관적인 검증작업을 별도로 수행함으로써 연구의 객관성과 실효성을 확보하고자 노력하였다.

본 연구의 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 외국환 거래자료의 특성을 파악한 결과 당발송금과 타발송금은 데이터 항목이나 구조는 비슷하였으나 거래유형이 정반대인 관계로 모형별 분석 결과치는 전혀 다르게 나타났다. 예를 들어 각 모형별로 선택된 변수들이 당발송금과 타발송금 간에 차이가 났고 정분류율도 편차가 심하였다. 이는 거래 패턴별로 점수 모형을 구축해야 한다는 점을 시사하고 있다고 볼 수 있다. 둘째, 분석모형의 정확도를 평가해 주는 정분류율은 의사결정나무분석, 복합모형, 인공신경망 모형, Logistic Regression 분석 순

표 5. Confusion matrix 평가결과

구 분	모 형	정분류율(%)	오분류율(%)	민감도	특이도	최종선정
당발송금	Logistic Regression	90.8	9.2	84.1	97.5	
	의사결정나무	94.5	5.5	92.4	96.6	○
	인공신경망	91.7	8.3	85.4	98.0	
	복합(결합)	93.2	6.8	88.7	97.8	
타발송금	Logistic Regression	94.0	6.0	89.8	98.5	
	의사결정나무	94.6	5.4	91.2	98.3	
	인공신경망	94.1	5.9	90.0	98.5	
	복합(결합)	94.8	5.2	91.6	98.3	○

표 6. 모형 검증결과

구 분	모 형	2002년 개발용 Input 데이터		2003년 테스트용 Input 데이터	
		모집단(혐의:비혐의) ↓ 샘플집단(혐의:비혐의)	정분류율(%) (30%Validation data 적용)	모집단(혐의:비혐의)	정분류율 (%)
당발송금	Logistics Regression	1,276,252 (7,100 : 1,269,152)	90.8	416,434 (2,471 : 413,963)	86.9
	의사결정 나무	↓ 14,200 (7,100 : 7,100)	94.5		90.6
	인공신경망		91.7		86.5
	복합(결합)		93.2		89.6
타발송금	Logistics Regression	484,259 (1,601 : 482,658)	94.0	199,698 (713 : 198,985)	91.8
	의사결정 나무	↓ 3,202 (1,601 : 1,601)	94.6		91.8
	인공신경망		94.1		91.4
	복합(결합)		94.8		92.5

으로 나타났으며 이는 의사결정나무 모형이 선형성, 정규성, 등분산성을 가정하지 않은 비모수적인 방법에 적합하기 때문에 가장 높게 나타난 것으로 판단된다. 또한 의사결정나무 모형은 분석과정이 나무구조에 의해서 표현되기 때문에 분류 또는 예측을 목적으로 하는 다른 방법들에 비해 분석과정이 쉽게 이해되고 설명할 수 있다는 장점이 있어 혐의거래의 특성을 파악하기에 매우 유용한 분석도구가 될 수 있을 뿐만 아니라 기술도입 대가지급, 지급수단 수출입 자료 등 다른 혐의거래를 인지할 수 있는 혐의거래 점수모형을 구축하는 데 활용될 수 있을 것이다. 셋째, 최적의 모형을 선정하여 혐의도 Scoring을 실시한 결과 혐의거래로 판정된 거래실적들의 점수는 그렇지 않은 거래실적들에 비하여 현저히 높았으며 특히 거래 누적 건수가 높고 거래자가 중소기업 소속인 경우 점수는 높게 나타났다. 이는 금융기관에서 외국환 거래를 처리할 때 해당 거래 건에 대하여 기존 거래실적을 반드시 확인해 봐야 사기거래의 전형적인 유형인 분할거래 수법을 적발해 낼 수 있다는 것을 보여준다. 또한 기존 연구에서 다루어온 고객, 혐의거래자 등 주체별로 점수를 부여하는 것과는 달리 개인의 성향이나 신용 등 특성 정보와 관계없이 거래 건만으로 점수를 부여하였기 때문에 모형의 실무 적용성이 용이할 것으로 전망된다.

반면 본 연구의 제약사항으로는 첫째, 외국환 거래자료 이외의 다양한 자료가 부족하여 보다 정밀한 모형을 개발하는 데 한계를 보였다. 예를 들어 개인별 신용평가 자료나 경찰청의 개인별 전과자료 등이 있다면 분석모형의 판별력을 한층 높일 수 있었을 것이다. 둘째, 외국환 혐의거래자료에 대한 충분한 Training Data Set을 확보하는 데 어려움이 있었고 보다 많은 자료가 쌓이면 모형의 성숙도는 높아질 것으로 보인다. 셋째, Source 자료의 생성 및 정제가 부실하여 분석의 정확도를 떨어뜨렸는데 이는 자료를 생성하고 보관하는 기관에서 보다 세심한 노력이 필요하다 하겠다.

본 연구를 통해서 외국환 자금세탁 거래를 사전에 적발할 수 있는 점수 모형의 실무 적용 가능성을 확인한 바 있으나 폭넓고 일반적인 모델링 기법만을 사용하여 모형을 개발함으로써 혐의도 점수모형의 정확도 및 성숙도는 아직까지 미흡한 상태이다. 따라서 본 연구에서 개발된 점수모형의 예측 정확도를 보다 향상시키기 위하여 각기 다른 형태를 가지는 모형들의 예측치를 결합하는 배깅(bagging, bootstrap aggregation)이나 부스팅(boosting voting classification) 방법을 이용한 모델링 연구를 향후 연구주제로 남겨 놓는다.

일반적으로 금융거래의 사기적발은 사전과 사후로 나누어 생각할 수 있다. 사전적발은 본 연구의 결과와 같은 조기 경보성 업무라고 볼 수 있으며 주로 사기거래를 사전에 인지할 수 있는 혐의거래의 Scoring, 혐의 패턴 분석 등의 솔루션이 있다. 이러한 사전적발 솔루션을 통하여 금융기관은 더러운 돈의 유출입을 막을 수 있고 창구업무의 신뢰성을 확보할 수 있는 이득을 얻게 된다. 사후적발은 이미 전제범죄로 진행된 결과를

토대로 사기거래 사실을 입증해 내는 업무라고 볼 수 있으며 주로 유관자료에 대한 연계분석, 데이터웨어하우스를 이용한 다차원분석 등을 통해 사기거래 사실을 적발하게 된다. 향후 본 연구를 통해 규명해 낸 혐의거래의 사전적발 솔루션과 현재 법 집행기관에서 활발히 추진하고 있는 사후적발 솔루션을 연계한 국가적인 네트워크가 구축된다면 선진 금융거래 질서 확립에 크게 기여할 것으로 확신한다.

참고문헌

Berry, M.J.. & Linoff, G. (1997), Data Mining Techniques. John Wiley and Sons, New York, USA.

Buchanan, B. (2004), Money laundering global obstacle. *Research in International Business and Finance*, 18, 115-127.

Chen, M.C., & Huang, S.H. (2003), Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques. *Expert System with Applications*, 24, 433-441.

Desai, V., Crook, J., & Overstreet, G. (1996), A comparison of neural networks and linear scoring models in credit union environment. *European Journal of Operations Management*, 95, 24-37.

Jo, D.H.(1993), A study of Management of Foreign Money in Korea, Hankuk Univ. of Foreign Studies., M.S. thesis, Korea.

Jung, S.Y.(2002), A study of Visual Data Mining Based on Link Analysis for insurance Fraud detection, Soongsil Univ., M.S. thesis, Korea.

Kang,H.C., Han, S.T. Choi, J.H., Kim, E.S., & Kim, M.K.(2002), Methodology and Application of Data Mining, Freedom Academy, Seoul, Korea.

Kim, J.S.(2001), Credit Scoring Model Using Bayesian Method, Korea Univ., M.S. thesis, Korea.

Kim, S.B.(2001), A Study on the Characteristic of Credit Cards Customer for Building Credit Scoring System, Korea Univ., M.S. thesis, Korea.

Kim, Y.S. & Sohn, S.Y. (2003), Managing loan customers using misclassification patterns of credit scoring model. *Expert system with Applications* 57(10), 482-488.

Koker, L. (2002), Money Laundering Trends in South Africa. *Journal of Money Laundering Control*, 6(1), 27-41.

Kuo-Ellen (2002), Fraud In Documentary Credit Transaction. *Journal of Money Laundering Control*, 5(3), 192-207.

Lee, S.B.(2001), Logistic Ansls for Credit Scoring, Sookmyung Women's Univ., M.S. thesis, Korea.

Philippsohn, S. (2001), Money Laundering on the Internet. *Computers & Security*, 20, 485-490.

Rahman, F. & Sheikn, A. (2002), The Underground Banking Systems and their Impact on Control of Money Laundering. *Journal of Money Laundering Control*, 6(1), 42-45.

Rezaee, Z. (2003), Causes, consequences, and deterence of financial statement fraud. *Critical Perspectives on Accounting*, 16(3), 277-298.

Sohn, S.Y & Shin, H.W.(1997)^a, Data Mining for Road Traffic Accident Type Classification, Korean Society of Transportation. 6(4), pp.187-194.

Sohn, S.Y & Shin, H.W.(1997)^b, Comparison of Data Mining Classification Algorithms for Categorical Feature Variables, 12(4), 551-556.

Westphal, C. (1998), Data Mining Solutions. John Wiley and Sons, New York, USA.



홍성익
 경기대학교 수학과 학사
 연세대학교 산업정보경영학과 석사
 현재: LG CNS
 관심분야: Fraud Detection, Data Warehouse



손소영
 연세대학교 수학과 학사
 한국과학기술원 산업공학 박사
 University of Pittsburgh 산업공학 박사
 현재: 연세대학교 정보산업공학과 교수
 관심분야: 품질, 신뢰도 분석 및 마케팅 분석



문태희
 연세대학교 통계학과 학사
 연세대학교 컴퓨터과학·산업시스템공학과
 석사
 현재: 연세대학교 정보산업공학과 박사과정
 관심분야: 기술경영 및 마케팅 분석