

유전자 알고리즘을 활용한 인공신경망 모형 최적입력변수의 선정: 부도예측 모형을 중심으로

홍승현

이화여자대학교 경영학과
(doggie@ewha.ac.kr)

신경식

이화여자대학교 경영학과
(ksshin@ewha.ac.kr)

부도예측모형의 구축은 은행 등 금융기관이 신용평가시스템 혹은 심사역 의사결정지원시스템을 구축하는데 중요한 기반이 된다. 많은 선행연구들에서는 기업의 부도예측을 위하여 전통적으로 다변량 판별분석이나 로짓분석과 같은 통계기법이 많이 사용되었으나, 최근에는 많은 연구들에 의해 그 우수성이 보고되고 있는 인공신경망, 귀납적 학습방법 등 인공지능 기법이 부도예측분야에 많이 응용되고 있다. 일반적으로 인공신경망 기법을 응용한 부도예측모형에서는 기업의 재무정보 및 비재무 정보를 입력변수로 주고 기업의 부도여부를 출력변수로 설정하여 학습을 통해 이들의 관계를 추출하고 있다. 그러므로 입력변수의 선정은 모형의 정확도에 커다란 영향을 미치며, 입력변수가 잘못 선정된 경우 예측 정확도는 현저히 낮아진다. 그러나 최적의 입력변수군을 선정하는 문제는 매우 어려운 과제 중 하나로, 선행 연구들에서는 주로 전문가의 의견을 반영하거나, 문헌을 통해 도출, 혹은 통계적 기법을 활용하여 입력변수를 선정하는 것이 일반적이었다. 본 연구에서는 많은 선행 연구에서 모형구축에의 한계점으로 명시하고 있는 입력변수 선정의 문제에 대해 유전자 알고리즘을 이용한 최적화를 통하여 입력 변수군을 도출하는 방법론을 제시하였고, 이 방법론이 다른 통계기법이나 전문가에 의한 변수 선택 방법론에 비해 우수함을 인공신경망 모형에 적용한 결과를 비교함으로써 보여 주었으며, 이들간의 예측력의 차이가 유의함을 통계적 검증하였다. 모형의 실험을 위하여 총 528개사의 재무정보를 활용하였는데, 이는 1995년부터 1997년까지 3년간 부도가 발생한 일반법인 제조업체 중 외감법인 이상 264개사와 동수의 건전기업의 재무 데이터로 구성하였다.

기업이 도산에 이르기까지 많은 변인들이 다양하게 작용하게 된다. 그러나 이러한 변인들을 모두 모형에 적용하는 것은 비효율적이며, 인공신경망 모형에서 과다 입력변수를 사용하는 경우 수렴과 일반화 모두에 바람직하지 않은 결과가 나타난다. 따라서 적절한 입력변수군의 선택은 인공신경망 모형의 효율성과 성능을 향상시키게 되고, 이는 부도 예측율의 향상으로 이어질 수 있다. 이에 인공신경망 모형을 위한 최적의 입력변수군을 선정하고자 한 본 연구는 결국 기업의 부도 예측율을 높이기 위한 방법론을 제시했다는 점에 그 의의가 있다.

논문접수일 : 2003년 1월

게재확정일 : 2003년 5월

교신저자 : 홍승현

1. 서론

기업의 부도예측에 대한 연구는 1930년대 Fitzpatrick의 연구 이후 회계학 분야에서 가장 활발히 연구되어지는 분야 중 하나이다. 계량적

인 관점에서 보면, 부도예측모형은 경영분야의 대표적 분류예측 모형에 해당된다. 전통적으로, 데이터를 중심으로 기업부도 현상을 예측하는 모형 구축에 관련된 많은 연구들은 다변량 판별분석(Multivariate discriminant analysis)이나 로짓

분석(Logit analysis)과 같은 통계기법을 많이 사용하였다. 그러나 1980년대 후반부터 인공신경망(Artificial neural network), 귀납적 학습방법(Inductive learning), 사례기반추론(Case based reasoning), 유전자 알고리즘(Genetic algorithms) 등의 인공지능(Artificial intelligence) 기법이 부도예측 분야에 응용되기 시작하였고, 많은 연구들에서 우수한 성과가 보고되고 있다[이건창 등, 1994; Barniv *et al.*, 1997; Bell, 1997; Bortiz and Kennedy, 1995; Chung and Tam, 1992; Etheridg and Sriram, 1997; Fletcher and Goss, 1993; Jo *et al.*, 1997; Odom and Sharda, 1990; Salchenberger *et al.*, 1992; Tam and Kiang, 1992; Wilson and Sharda, 1994]. 특히, 인공신경망 기법은 정규분포 가정을 전제하지 않고 있고, 비선형성을 잘 반영한다는 점에서 부도예측 분야에 적합한 기법 중의 하나로 인식되고 있다.

일반적으로 인공신경망 기법을 응용한 부도예측모형에서는 기업의 재무정보 및 비재무정보를 입력변수로, 기업의 부도여부를 출력변수로 설정한 후 학습을 통하여 이들의 관계를 추출한다. 따라서, 적절한 입력변수의 선정은 모형의 정확도에 큰 영향을 미치게 되며, 기업 부도현상을 잘 표현하는 변수들로 입력변수군을 구성하지 못할 경우 모형의 예측 정확도는 현저히 낮아지게 된다[Refenes, 1995].

그러나 몇몇 다변량 통계기법과는 달리, 인공신경망 모형의 최적의 입력변수군을 선정하는 문제는 모형 구축에 있어 매우 어려운 과제 중 하나이다. 인공신경망 기법을 이용한 부도예측 모형과 관련된 기존 연구들은 전문가의 의견을 반영하거나, 선행 연구들에서 사용한 변수를 사용하거나, 통계적 분석기법을 활용하여 입력변수를

선정하고 있는데, [Beaver, 1966; Altman, 1968; Edminster, 1972; Elam, 1975; Ohlson, 1980; 송인만, 1987; Cadden, 1991; Miller *et al.*, 1995; 신경식과 한인구, 1998a] 이러한 방법으로 선정된 변수군은 구축하고자 하는 인공신경망 모형에 가장 적합한 변수군이라고 보기는 어렵다.

이에 본 연구에서는 인공신경망의 최적 입력변수군, 또는 최적에 매우 가까운 입력변수군을 선정하기 위하여 유전자 알고리즘을 활용하는 방법론을 제시하고, 기존의 방법론을 통해 선정된 변수군과의 성과비교를 통하여 그 유용성을 검증해 보고자 한다.

2. 부도예측모형에 관한 문헌연구

국가적, 개인적으로 큰 손실을 가져오는 기업의 부도는 결과가 아니라 하나의 과정으로 파악되어 왔고, 부도라는 현상을 분석하고, 예측 모형화 하고자 하는 시도는 1930년대 이후 지속적으로 발전해왔다. 1930년부터 1945년까지 이루어진 초기 연구들에서는 일부 주요 재무비율이 기업의 부도를 예측하는데 중요 변수로 작용함을 보여주었고, 이는 이후 연구들의 초석이 되었다[Fitzpatrick, 1932; Smith and Winakor, 1935; Merwin, 1942].

통계방법론을 이용한 본격적인 부도예측 모형에 관한 연구는 1966년 Beaver 이후 이루어졌는데, Beaver는 단일재무비율의 예측능력분석에 거의 완벽한 연구방법을 적용함으로써 향후 연구를 위한 이정표적 역할을 하였다[Beaver, 1966]. 또한 1968년 Altman의 연구에서는 다변량 판별분석을 이용하여 종래 개별적으로 관찰되던 비율을 과학적으로 종합하고 단순화하여 기계적이고 명

확한 형태의 부도예측을 가능하게 하였다 [Altman, 1968]. 이후 다변량 판별분석을 이용하는데 있어 표본기업, 대상기업범위, 연구대상년도, 주가변동수정, 리스 등의 자본화, 재무비율 선정방법을 개선하였고, 이를 통해 보다 유효한 부도예측모형을 구축하고자 하는 연구들이 미국, 일본, 한국 등 세계 각국에서 이루어졌다[황석하, 1991]. 다변량 판별분석 외에도 로짓분석과 프로빗분석(Probit analysis), 다중회귀분석(Multiple regression analysis)과 같은 다양한 통계방법론이 예측 정확도를 높이기 위하여 많은 연구자들에 의해 사용되었다[Martin, 1977; Hanweak, 1977; Johnson, 1979; Ohlson, 1980; Dambolena and Khoury, 1980; Emery and Cogger, 1982; Gombola and Ketz, 1983; Hamer, 1983; Zavgren, 1983; Takahashi *et al.*, 1984; Zmijewski, 1984; Gentry *et al.*, 1985; Casey *et al.*, 1986; Pastena and Ruland, 1986; Lee and Oh, 1990; 한국은행, 1982; 전춘옥, 1984; 박창길, 1984; 정준수, 1985; 허영빈, 1986; 김건우, 1987; 김재권, 1987; 송인만, 1987; 임영규, 1990; 황석하, 1991; 강철승, 1991; 윤주석, 1991; 중소기업은행, 1992; 이계원, 1993].

이후 1980년대 후반부터 인공신경망 기법과

귀납적 학습방법 등의 인공지능 기법들이 부도예측 연구에 도입되어 많은 연구가 이루어졌으며 [Elmer and Borowski, 1988; Odom and Sharda, 1990; Cadden, 1991; Raghupathi *et al.*, 1992; Chung and Tam, 1992; Tam and Kiang, 1992; Lee, 1993; Jo *et al.*, 1995; Miller *et al.*, 1995; Olmeda and Fernandez, 1995; Kingdon and Feldman, 1995; Barbro *et al.*, 1996; 이재식과 한재홍, 1995; 신경식과 한인구, 1998b], 특히 최근에는 인공신경망과 기존 통계기법의 성과를 비교, 분석하는 연구에서 한 단계 발전하여 다양한 통합방법론을 통해 모형의 예측력을 향상시키는 방안들이 제시되고 있다[Lee and Kim, 1994; 이재식과 차봉근, 1996; 이견창 등, 1996; 한인구 등, 1997; 신경식과 한인구, 1998a; 신경식 등, 1998; Yang *et al.*, 1999; Shin *et al.*, 2000; McKee and Lensberg, 2002]. 초기 연구부터 현재까지의 부도예측에 대한 국내외 주요 선행 연구들은 <표 1>과 <표 2>와 같다. 최근 연구에서는 모형의 예측력을 향상시키기 위하여 통합 인공신경망 또는 인공지능기법의 복합 방법론을 제시하는 연구들이 주로 발표되고 있다[신경식과 한인구, 1998a; 신경식 등, 1998; Shin *et al.*, 2000].

<표 1> 부도예측 관련 문헌연구 (국외)

연도	연구자	사용기법
1932	Fitzpatrick	· 재무제표의 재무비율을 사용하여 부도예측을 시도 · 오늘날의 부도예측 연구의 접근방법에 대한 방향 제시
1935	Smith and Winakor	
1942	Merwin	
1966	Beaver	단일변량분석(프로파일 분석)
1968	Altman	다변량 판별분석
1972	Deakin	다변량 판별분석
1972	Edminster	다중회귀분석
1973	Pinches <i>et al.</i>	주성분분석

(계 속)

연도	연구자	사용기법
1975	Elam	단일변량분석, 다변량 판별분석
1977	Martin	로짓분석
1977	Hanweak	프로빗분석
1979	Johnson	주성분분석
1980	Ohlson	로짓분석
1980	Dambolena and Khoury	판별함수
1981	Chen and Shimerda	주성분분석
1982	Emery and Cogger	Lambda Index 발표
1983	Gombola and Ketz	주성분분석
1983	Hamer	로짓분석
1983	Zavgren	로짓분석
1984	Takahashi <i>et al.</i>	주성분분석, 판별분석
1984	Zmijewski	프로빗분석
1985	Gentry <i>et al.</i>	다변량 판별분석, 프로빗분석, 로짓분석
1986	Casey <i>et al.</i>	프로빗분석
1986	Pastena and Ruland	프로빗분석
1988	Elmer and Borowski	Expert System
1990	Lee and Oh	Bayesian
1990	Odom and Sharda	인공신경망
1991	Cadden	인공신경망
1991	Raghupathi <i>et al.</i>	인공신경망
1992	Chung and Tam	ID3, AQ, 인공신경망
1992	Tam and Kiang	ID3, 인공신경망
1993	Lee	다변량 판별분석, ACLS, 인공신경망
1994	Lee and Kim	하이브리드 인공신경망(Hybrid Neural Network)
1995	Jo <i>et al.</i>	인공신경망, 사례기반추론, 판별분석
1995	Miller <i>et al.</i>	인공신경망, 퍼지
1995	Olmeda and Fernandez	인공신경망
1995	Kingdom and Feldman	유전자알고리즘
1996	Barbro <i>et al.</i>	인공신경망, 유전자알고리즘, 로짓분석
1999	Yang <i>et al.</i>	판별분석, 인공신경망, 확률적 인공신경망
2000	Shin <i>et al.</i>	사례기반추론, 귀납적 학습방법
2002	McKee and Lensberg	유전자알고리즘, 러프셋 이론

<표 2> 부도예측 관련 문헌연구 (국내)

연도	연구자	사용기법
1982	한국은행	다변량 판별분석
1984	전춘옥	다변량 판별분석
1984	박창길	다변량 판별분석

(계 속)

연도	연구자	사용기법
1985	정준수	단일변량분석(Profile분석), 다변량 판별분석
1986	허영빈	로짓분석
1987	김건우	다변량 판별분석
1987	김재권	판별분석
1987	송인만	로짓분석
1990	임영규	다변량 판별분석, 로짓분석, 프로빗분석
1991	황석하	클러스터링(Clustering), 다변량 판별분석
1991	강철승	다변량 판별분석
1991	윤주석	다중판별분석
1992	중소기업은행	단일변량분석
1993	이계원	로짓분석
1994	이건창 등	다변량 판별분석, 귀납적 학습방법, 인공신경망
1995	이재식, 한재홍	인공신경망
1996	이재식, 차봉근	인공신경망
1998a	신경식, 한인구	인공신경망 통합모형
1998b	신경식, 한인구	유전자알고리즘
1998	신경식 등	Neuro-Genetic 알고리즘, 인공신경망, 로짓분석

3. 부도예측모형과 입력변수의 선정

1966년 Beaver의 연구 이후 기존 연구들에서는 주로 기업의 재무제표를 통해 쉽게 도출될 수 있는 재무비율을 대상으로 하여 가능한 많은 변수를 투입한 후 통계적 기법에 의해 변수를 축소해 나가는 방법을 사용하고 있다. 재무비율 외에도 현금흐름비율[Gombola and Ketz, 1983; Gentry *et al.*, 1985; Aziz and Lawson, 1989; 윤주석, 1991], 주식시장정보[Aharony *et al.*, 1980; Pettway and Sinkey, 1980; Clark and Weinstein, 1983; Queen and Roll, 1987; 임영규, 1990], 물가수준 동향[Ketz, 1978; Norton and Smith, 1979; Mensah, 1983], 리스의 자본화 여부[Elam, 1975], 거시 경제적 변수[Foster, 1977; Mensah, 1984], 재무비율의 분산[Dambolena and Khoury, 1980; Barniv, 1990], 회사채와 기업어음

의 평정점수[Foster, 1977; Marais *et al.*, 1984], 부가가치 회계정보[강철승, 1991] 등이 기업의 부도 예측율을 높이기 위한 중요 변수로 고려된 바 있다.

부도예측과 관련한 기존의 국내외 선행 연구들에서 중요 비율로 제시되거나, 사용되고 있는 지표들은 다음 <표 3>과 같다. 또한 개별 연구별로 어떤 입력변수군이 사용되었는지를 국외와 국내로 나누어 <표 4>와 <표 5>에 요약하였다. <표 4>와 <표 5>에서 보는 바와 같이, 연구자별로 사용한 입력변수군이 상이하게 나타나고 있는데, 이는 국가별, 시대별 경제환경의 상이성과 모형구축 대상에 대한 기업군별 특성(예를 들면 업종, 규모 등)이 다르다는 사실에 기인한다. 결국 모든 모형에 항상 적용 가능한 변수군은 존재하지 않으며, 상황 및 특성에 맞는 모형별 최적 변수군이 존재한다는 것을 알 수 있다.

<표 3> 선행연구에서 사용된 독립변수 리스트

변수군	변수명	설 명
성장성 (5)	TAG	총자산성장율 (Total Asset Growth)
	TFAG	유형고정자산증가율 (Tangible Fixed Asset Growth)
	OEG	자기자본성장율 (Owner's Equity Growth)
	NSG	매출액증가율 (Net Sales Growth)
	NIG	순이익성장율 (Net Income Growth)
수익성 (13)	OITA	총자본경상이익율 (Ordinary Income to Total Asset)
	NITA	총자산이익율 (Net Income to Total Asset)
	OIWC	운전자본대영업이익 (Operating Income to Working Capital)
	OPITA	총자본영업이익 (Operating Income to Total Asset)
	NIOE	자기자본순이익율 (Net Income to Owner's Equity)
	OIS	경상이익대매출액 (Ordinary Income to Sales)
	NIS	매출액순이익 (Net income to Sales)
	OPIS	매출액영업이익율 (Operating Income to Sales)
	TSI	매출액총이익율 (Total Sales Income)
	FES	금융비용대매출액 (Financial Expenses to Sales)
	FEOI	금융비용대영업이익 (Financial Expense to Operating Income)
	TIE	이자보상율 (Times Interest Earned)
	NID	순이익대배당금 (Net Income to Dividend)
안정성 (11)	OETA	자기자본비율 (Owner's Equity to Total Asset)
	CACL	유동비율 (Current Asset to Current Liability)
	QACL	당좌비율 (Quick Asset to Current Liability)
	FAOE	고정비율 (Fixed Asset to Owner's Equity)
	FAOELTL	고정장기적합율 (Fixed Asset to Owner's Equity and Long Term Liability)
	CLFLOE	부채비율 (Current Liability and fixed Liability to Owner's Equity)
	FLOE	고정부채비율 (Fixed Liability to Owner's Equity)
	TBBPTA	(총차입금+상환채)대총자산 (Total Borrowings and Bonds Payable to Total Asset)
	FANWC	고정자산대순운전자본 (Fixed Asset to Net Working Capital)
	NWCTA	순운전자본비율 (Net Working Capital to Total Asset)
	AETA	유보이익율 (Accumulated Earning to Total Asset)
현금흐름 (5)	CFTL	현금흐름대총부채 (Cash Flow to Total Liability)
	CFS	현금흐름대매출액 (Cash Flow to Sales)
	CFTBBP	현금흐름대(총차입금+상환채) (Cash Flow to Total Borrowings and Bonds Payable)
	CFTA	현금흐름대총자산 (Cash Flow to Total Asset)
	CFCL	현금흐름대유동부채 (Cash Flow to Current Liability)
활동성 (5)	TAT	총자산회전율 (Total Asset Turnover)
	NWCT	운전자산회전율 (Net Working Capital Turnover)
	FAT	고정자산회전율 (Fixed Asset Turnover)
	IT	재고자산회전율 (Inventory Turnover)
	RT	매출채권회전율 (Receivable Turnover)
규모 (2)	S	매출액 (Sales)
	TA	총자산 (Total Asset)
기타 (6)	CATA	유동자산대총자산 (Current Asset to Total Asset)
	NIDTL	(순이익+감가상각)대총부채 (Net Income and Depreciation to Total Liability)
	QATA	당좌자산대총자산 (Quick Asset to Total Asset)
	CLTA	유동부채대총자산 (Current Liability to Total Asset)
	STBLTMS	월매출액대(단기차입+장기차입) (Short-Term Borrowing and Long-Term Debt to Monthly Sales)

<표 4> 부도예측 선행연구에서의 입력변수 선정 (국외연구)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
NITA	◆	◆	◆		◆			◆	◆	◆	◆	◆	◆	◆
OIWC				◆			◆				◆			
NIOE						◆								
NIS				◆			◆				◆			
FES											◆			
FEOI									◆					
NID						◆	◆							
CACL	◆		◆				◆	◆	◆	◆	◆	◆	◆	
QACL			◆	◆			◆				◆		◆	
FAOELTL											◆			
CLFLOE									◆					
TBBPTA	◆		◆		◆						◆			
FANWC										◆				
NWCTA	◆	◆	◆										◆	
AETA		◆							◆	◆		◆	◆	◆
CFTL	◆					◆								
CFS			◆				◆							
CFTBBP			◆				◆							
CFTA			◆				◆	◆						
CFCL			◆	◆			◆			◆				
TAT											◆			
NWCT											◆			
S		◆					◆			◆			◆	
TA		◆					◆		◆			◆	◆	
CATA			◆					◆				◆		◆
QATA			◆			◆	◆			◆		◆		◆
FLTA							◆				◆			
CLTA											◆			
STBLDMS						◆								

- (1) Beaver (1966)
- (4) Edminster (1972)
- (7) Elam (1975)
- (10) Ohlson (1980)
- (13) Odom and Sharda (1990)

- (2) Altman (1968)
- (5) Pinches *et al.* (1973)
- (8) Libby (1975)
- (11) Dambolena *et al.* (1980)
- (14) Raghupathi *et al.* (1992)

- (3) Deakin (1972)
- (6) Blum (1974)
- (9) Altman *et al.* (1977)
- (12) Frydman *et al.* (1985)

<표 5> 부도예측 선행연구에서의 입력변수 선정 (국내연구)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
TAG										◆			
TFAG							◆						
OEG										◆			
NSG		◆						◆		◆			
NIG										◆			
OITA	◆				◆			◆		◆	◆		
NITA												◆	
OPITA							◆					◆	
NIOE			◆	◆			◆	◆		◆			
OIS										◆			
NIS									◆	◆			◆
OPIS				◆		◆		◆		◆			
TSI				◆	◆			◆					
FES										◆			
TIE						◆		◆				◆	
NID										◆			
OETA									◆	◆		◆	◆
CACL	◆	◆	◆	◆			◆	◆		◆	◆		
QACL								◆		◆		◆	
FAOE				◆			◆	◆		◆			
FAOELTL	◆	◆		◆				◆		◆			
CLFLOE			◆	◆	◆	◆	◆	◆			◆	◆	
FLOE								◆					
NWCTA	◆	◆	◆	◆		◆		◆		◆			
AETA	◆	◆	◆	◆	◆	◆		◆			◆		
CFTL											◆		
CFTA							◆	◆		◆			
CFCL						◆		◆					
TAT	◆	◆	◆		◆	◆		◆	◆			◆	◆
NWCT		◆			◆		◆	◆					
FAT		◆		◆	◆			◆					◆
IT										◆			
RT		◆						◆					
CLTA										◆	◆		◆

- | | | | |
|-----------------|------------------------|-----------------|-----------------|
| (1) 한국은행 (1982) | (2) 지청 (1983) | (3) 전춘옥 (1984) | (4) 박창길 (1984) |
| (5) 정준수 (1985) | (6) 허영빈 (1986) | (7) 김진우 (1987) | (8) 김재권 (1987) |
| (9) 송인만 (1987) | (10) Lee and Oh (1990) | (11) 황석하 (1991) | (12) 강철승 (1991) |
| (13) 이계원 (1993) | | | |

4. 연구 기법

4.1 인공신경망(Artificial Neural Networks)

인공신경망 모형은 인간이 경험으로부터 학습해 가는 두뇌의 신경망 활동을 흉내내어 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습 과정을 거쳐 패턴을 찾아내고, 이를 일반화함으로써, 특히 향후를 예측(Prediction)하고자 하는 문제에 있어서 유용하게 이용되고 있는 기법이다. 1943년 맥컬러와 피츠에 의해 뉴런의 모형화가 최초로 시도되었고[McCulloch and Pitts, 1943], 1949년 캐나다의 심리학자 헵은 두 뉴런 사이의 연결강도를 조정하는 학습규칙을 기술하였다[Hebb, 1949]. 이 학습규칙은 신경망 연구에 많은 영향을 끼치게 되었고, 결국 1958년 로젠블랫에 의해 최초의 인공신경망 모형이 제시되었으며[Rosenblatt, 1958]. 이후 많은 신경망 모델 알고리즘이 연구되었다[Hecht-Nielsen, 1990].

축적된 자료를 통해 독립변수와 종속변수간의 결합관계를 추출하여 패턴인식, 분류, 예측 등의 기능을 수행하는 인공신경망 모형은 입력변수와 결과변수가 연속형이나 이산형인 경우를 모두 다룰 수 있고, 또한 입력변수와 결과변수의 관계를 정의하기 어렵고 복잡한 데이터에 대해서도 좋은 결과를 낼 수 있다는 장점 때문에 다양한 산업분야의 다양한 문제에 적용되고 있다.

입력계층(Input layer), 출력계층(Output layer) 그리고 은닉계층(Hidden layer)으로 이루어져 있는 인공신경망은 뉴런을 모형화한 처리 요소들(Processing elements)을 기본 구성단위로 하고 있으며, 처리 요소는 매우 간단한 형태의 계산만을 수행한다. 처리요소는 여러 다른 처리 요소들로부터 입력을 받아들이지만 자신은 Y_j 라고 표기

된 단 하나의 출력값만을 생성하고, 이를 연결된 처리 요소들에게 전달한다. 즉 j 번째 처리요소가 i 번째 처리요소로부터 전달받은 입력값을 x_i 라고 표기하는데 x_i 는 i 번째 처리요소의 출력값(Y)이다. 생물학적 뉴런들간의 정보전달에 있어 시냅스(synapse)가 중요한 역할을 담당하고 있듯이, 처리 요소들간의 연결강도를 반영하기 위해 인공신경망에서는 연결가중치 혹은 단순 가중치를 사용하고 이를 W_{ij} 로 표기한다.

각 처리요소들은 전달받은 입력값들과 연결가중치(Synaptic weight)를 사용하여 다음 <식 1>과 같이 먼저 순 입력값(net_j)를 계산한 후, 이를 <식 2>를 이용하여 출력값을 결정한다.

$$net_j = \sum x_i W_{ij} \quad \text{<식 1>}$$

$$Y_j = f_j(net_j) \quad \text{<식 2>}$$

이때 순입력값을 출력 값으로 변환시키는 함수 f_j 를 전이함수(Transfer function) 또는 활성화함수(Activation function)라고 부른다. 인공신경망에서 사용되는 전이함수는 주로 비선형함수로서, 전이함수의 형태에 따라 노드가 특정 지워지기 때문에 인공신경망 설계시 중요하게 결정되어야 할 사항 중 하나이다. 인공신경망에서 사용되는 대표적인 전이함수로는 계단함수(Hard Limiter), 임계논리(Threshold Logic), 그리고 가장 많이 사용되는 S자 형태의 시그모이드(Sigmoid) 함수 등이 있다.

4.2 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms)

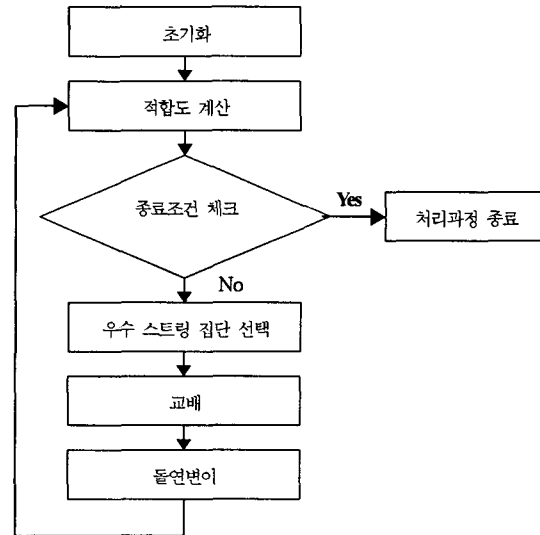
유전자 알고리즘은 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 기법 중 한 가지로써, 자연에 잘 적응하는 개체는 생존하고, 그렇지 못하면 도태된다는 찰스 다윈의 적자생존(Survival of the

fittest)의 이론과 자손의 형질은 두 부모로부터 받는 유전자로써 유전된다는 멘델의 유전 법칙을 바탕으로 하고 있다[Davis,1991; Holland, 1975; Goldberg, 1989].

유전자 알고리즘의 가장 큰 특징은 복수 개의 잠재적인 해들로 이루어진 해의 집단(Population)을 운용하여, 이 해 집단에 적자생존 이론과 유전 법칙을 적용하여 세대(Generation)를 진행시키면서 해 공간을 탐색해 나간다는 점이다. 좋은 해의 이용만을 강조하면 조기 수렴하여 부분 최적에 빠질 수 있고, 해 공간의 탐색만을 강조하면 임의 탐색에 가까워 좋은 해를 찾아가지 못하지만, 유전자 알고리즘에서는 매 세대마다 모집단을 운용함으로써 좋은 해의 이용능력과 해 공간의 탐색능력이 적절히 조화되어 운용된다[김여근 외, 1999].

유전자 알고리즘은 개념과 이론이 비교적 단순하고, 해의 탐색능력이 우수하여 광범위한 검색 범위를 가진 어플리케이션에서 효과적으로 해를 찾는데 매우 유용한 기법임이 많은 선행 연구들에 의해 증명된 바 있다[Colin, 1994; Han *et al.*, 1997; Koza, 1993; Shin and Han, 1998]. 특히 복잡한 해 공간에 대한 탐색능력이 우수하여 변수와 제약이 많은 대형 수리문제를 푸는데 적합하고, 또한 모형에 대한 유연성이 높아 제약 첨가나 목적함수의 변경이 용이하다는 장점을 갖고 있다[김여근 외, 1999].

유전자 알고리즘의 처리과정은 초기화(Initialization), 적합도(Fitness) 계산, 종료조건 체크, 선택(Selection), 교배(Crossover)와 돌연변이(Mutation)의 여섯 단계로 크게 구분할 수 있으며, 이 과정을 도식화하면 <그림 1>과 같다[Pal and Wang, 1996].



<그림 1> 유전자 알고리즘의 처리과정

초기화 단계에서 탐색 공간 내의 값을 임의로 선정하여 염색체(Chromosome)라 불리우는 비트(Bit) 열로 표기한 후, 선정된 각각의 염색체가 목적함수에 적합한지 적합도를 계산한다. 목적함수는 염색체의 성과를 수치적으로 표현하기 위해 사용되는 개념으로써, 유전자 알고리즘과 같이 최적화 문제를 다루는 기법에서 올바른 목적함수의 정의는 성과에 결정적 영향을 미치는 중요 요소이다. 목적함수에 대한 적합도 계산 과정을 통하여 우수한 성과를 보이는 유전자만 보존하고 나쁜 성과를 나타내는 열성 염색체는 도태시키는 우수 스트링 선택 작업을 수행한다. 이러한 선택 과정을 통하여 여러 번 선택되는 염색체가 있는가 하면 선택되지 않고 사라져 버리는 염색체가 생기게 되는데, 이는 목적함수에 대한 적응도에 따라서 확률적으로 선택되기 때문이다. 즉, 적응도가 높으면 그만큼 다음 세대로 유전될 확률이 높아지는 것이다.

이후 교배과정을 통하여 선택된 우수 염색체들을 임의로 두 개씩 부모 염색체로 선정하여 부모 염색체의 일부를 교환하여 유전자 조합을 바꾼 새로운 염색체를 생성한다. 교배과정을 통하여 부모 염색체가 탐색하던 방향과 다른 방향에서의 해를 생성하게 되고, 이전 부모세대와는 다른 새로운 영역에서의 최적 해를 탐색할 수 있도록 해 준다. 교배는 미리 설정된 교배 확률(Crossover rate)에 의해 발생하고, 교배 방법에는 교배 위치에 따라 단순 교배, 복수점 교배, 일점교배가 있다[Syswerda, 1989].

돌연변이 과정에서는 선택된 염색체 중 하나를 임의로 선정하여 염색체를 이루고 있는 비트 중 일부를 무작위로 변경한다. 비록 교배 과정을 통하여 새로운 염색체가 생성되지만, 염색체를 구성하고 있는 비트 절에서는 새로운 정보가 생성되지는 못한다는 한계점이 있다. 그러나 돌연변이 과정을 통하여 염색체 구성 비트 중 일부가 변경된 새로운 돌연변이 염색체가 생성됨으로써 이와 같은 한계점은 극복 가능하다. 이와 같은 돌연변이 과정은 유전자 알고리즘이 탐색 공간 중에서 근사 해를 찾아낼 확률이 절대 0이 아닌 값을 나타낼 수 있는 중요 역할을 행한다.

선택과정, 교배과정과 돌연변이 과정을 통하여 새롭게 생성된 염색체는 목적함수와의 적합도를 다시 계산한 후 종료조건을 점검한다. 이때, 종료조건이 만족되면 유전자 알고리즘의 처리과정을 종료하고, 만족되지 않으면 다시 선택과정과 교배, 돌연변이 과정을 반복하면서 보다 적응도가 높은 우수 염색체를 생성한다. 이때, 종료조건은 일정한 세대 수, 진화과정에서 새로이 생산된 개체 수, 해를 개선시키지 못하는 세대 수 또는 생산된 개체 수 등 여러 가지가 있을 수 있다.

5. 유전자 알고리즘을 이용한 입력변수 선정 방법론

유전자 알고리즘을 통하여 최적의 해를 찾는 연구에서는 해당 문제에 대한 잠재해를 어떻게 염색체 개체로 표현할 것인지와 각 염색체의 성과를 측정할 수 있는 기준, 즉 목적함수에 대한 정의가 무엇보다 중요하다. 우선 잠재해에 대한 염색체 개체로의 표현은 유전자 알고리즘의 다른 절차(적응도 평가와 유전연산자 적용 등)에 영향을 주므로 문제의 특성을 잘 반영할 수 있어야 한다. 인공신경망 모형의 적응도를 높이기 위한 최적의 입력 변수군을 찾는 것을 목적으로 하는 본 연구에서는 인공신경망 모델에 대한 입력 변수군을 코드화하여 염색체로 사용하였다. 즉, 다수의 입력 변수(재무비율)들을 각기 다르게 조합하여 각각의 변수군을 형성한 후 이들을 풀고자 하는 문제에 대한 잠재해로 활용하였다. 잠재해에 대한 유전적 표현 외에도 목적함수에 대한 정의 또한 유전자 알고리즘 과정에서 중요하며 이 또한 적용 분야의 성격을 잘 표현할 수 있어야 한다. 본 연구에서는 부실 예측 정확도를 향상시킬 수 있는 최적의 입력변수군을 선정하고자 하였으므로 목적함수를 인공신경망 모델의 예측 정확도로 설정하였다.

유전자 알고리즘을 통하여 보다 최적의 해를 찾는 데에는 위의 두 가지 요소 외에도 모집단의 크기, 교차율, 돌연변이, 종료조건 등의 유전 파라미터가 결과에 영향을 끼칠 수 있다. 이러한 유전 파라미터의 값에 관한 이론적 연구는 상당히 이루어졌으나 아직까지는 실험을 통하여 문제에 적합한 값들을 결정해야 하는 기술(art)적인 문제로 남아 있다[김여근 외, 1999]. 본 연구에서도 이러한 유전 파라미터의 값들은 연구자가 연

구를 진행하면서 결과를 비교하여 연구 성과를 높일 수 있도록 적절히 조정해 주는 방식으로 연구를 진행하였다.

사와 동수의 건전기업 데이터를 실험자료로 사용하였다. 즉 인공신경망 실험에서 모형 구축에 사용된 표본기업은 총 528개 기업으로, 이들 중 424개는 훈련용으로, 52개는 과도학습 방지를 위한 테스트용으로, 나머지 52개는 검증용으로 구분하였다.

본 연구에서는 약 90개 정도의 재무변수를 대상으로 단일변량검정 및 전문가 설문을 실시하여 총 43개의 변수를 일차 고려대상 변수로 선정하였다. 일차적으로 선정된 변수는 <표 6>과 같다.

6. 실험설계

6.1 표본기업 구축

본 연구에서는 1995년부터 1997년까지 3년간 부도가 발생한 외감법인 이상의 제조업체 264개

<표 6> 일차적으로 선정된 변수 리스트

지표	변수명	설 명	지표	변수명	설 명
규모 (2)	x1	매출액		x23	유동비율
	x2	자기자본		x24	유동부채대 총자본
생산성 (2)	x3	총자본투자효율		x25	유보액대 총자산비율
	x4	부가가치율		x26	자기자본비율
성장성 (3)	x5	매출액증가율		x27	차입금의존도
	x6	재고자산증가율		x28	총차입금대 매출액
	x7	총자산증가율		추세 (1)	x29
수익성 (10)	x8	금융비용대 매출액비율	활동성 (5)	x30	매입채무회전율
	x9	대출효용성계수		x31	순운전자본대 매출액
	x10	매출액순이익율		x32	운전자금대 매출액
	x11	매출원가율		x33	재고자산회전율
	x12	손익분기점율		x34	총자본회전율
	x13	순금융비용대 매출액비율	현금흐름지표 (9)	x35	영업활동후CF대 차입금합계
	x14	이자보상배율		x36	영업활동후CF대 부채총계
	x15	자기자본순이익율		x37	영업활동후 CF대 금융비용
	x16	총자본경상이익율		x38	(현금영업이익/금융수입)대 금융비용
	x17	총자본순이익율		x39	이자지급후CF 대 부채총계
안정성 (11)	x18	고정장기적확율의 역		x40	이자지급후 CF/금융비용
	x19	단기부채대 총차입금		x41	외부자금조달 전 CF 대 차입금 합계
	x20	당좌비율		x42	외부자금조달전 CF 대 금융비용
	x21	매출채권대 매입채무		x43	외부자금조달후 CF 대 금융비용
	x22	순운전자본비율			

6.2 연구모형 구축

6.2.1 변수군의 선정

본 연구에서는 유전자 알고리즘을 활용한 인공신경망 입력변수 선정기법의 성과를 확인하기 위하여, 기존 선행 연구들에서 사용한 변수선정 기법을 5개 유형으로 구분하고, 각각의 유형별로 변수선정 기준을 설정하여 변수를 선정 후 모형을 구축하고 그 성과를 비교하였다. 본 연구에서 사용한 변수 선정 방법 및 기준은 다음 <표 7>에 나타나 있다.

첫째로 사용한 방법은 전문가 판단에 의한 변수선정 기법이다. 이를 위해, 신용평가 전문가인 A신용정보(주)의 신용평가 전문가와 B은행 신용평가 전문가를 대상으로 간단한 설문조사를 실시 하였는데, 이 결과를 취합하여 재무비율 중 중요도 상위 10개 변수들로 한 개의 변수군을 선정하였고(A1), 설문 결과 지표별(예를 들어, 안정

성 지표, 수익성 지표, 성장성 지표 등) 재무비율 중 가장 중요하다고 선정된 변수들로 변수군을 선정하였다(A2).

둘째, 통계적 분석방법을 통하여 입력 변수군을 선정하였다. 우선 선행연구에서 많이 사용된 세가지 방법 즉, t-test에 의한 단일변량분석(B1), 로짓분석(C1)과 다변량 판별분석(C2)에 의한 선택적 변수선정기법(Stepwise selection method)을 통해 변수군을 선정하였다. 이후 단일변량분석에서 선정된 변수들을 대상으로 선택적 변수선정기법을 적용하는 복합분석방법을 사용하여 변수선정을 실시하였다(D1, D2, D3, D4).

마지막으로 탐색, 최적화 기법인 유전자 알고리즘을 이용하여 적응도(Fitness value)가 가장 우수한 변수군으로 입력변수를 선정하였다(E1). 유전자 알고리즘을 활용한 입력변수 선정 및 모형구축을 위해 사용된 소프트웨어는 Neural Ware 사의 Predict™ 이다.

<표 7> 입력변수 선정방법

Group	선정방법	변수선정 기준
A	전문가 선정	A1. 전문가 선정 중요도 상위10개 변수 A2. 전문가 선정 지표별 중요도 1위 변수
B	단일변량분석에 의한 선정 (t-test)	B1. 유의수준 상위 10개 변수
C	선택적 변수선정기법에 의한 선정	C1. 로짓분석에 의해 선정된 변수
		C2. 다변량 판별분석에 의해 선정된 변수
D	복합분석에 의한 변수선정: 단일변량분석에서 선정된 변수들을 중심으로 선택적 변수선정기법을 적용	D1. 단일변량 t-test결과 p-value 1% 미만인 변수군에 로짓분석을 적용해 선정된 변수
		D2. 단일변량 t-test결과 p-value 1% 미만인 변수군에 다변량 판별분석을 적용해 선정된 변수
		D3. 상관계수의 절대값이 0.2 이상인 변수군에 로짓분석을 적용해 선정된 변수
		D4. 상관계수의 절대값이 0.2 이상인 변수군에 다변량 판별분석을 적용해 선정된 변수
E	유전자알고리즘에 의한 변수선정	E1. 적응도1위 변수군

6.2.2 인공신경망 모형의 구축

본 연구에서는 다양한 변수선정 방법론에 의해 선정된 10개의 변수군을 입력변수군으로 하는 인공신경망 모형을 구축하였다. 총 528개 데이터를 인공신경망의 학습을 위한 훈련용 자료(424개), 학습 종료율을 위한 최적의 조건(Stopping condition)을 찾기 위한 테스트용 자료(52개), 학습을 통해 구축된 모델의 검증을 위한 검증용 자료(52개)로 구분하여 실험을 실시하였다. 이 때 훈련용, 테스트용, 검증용 데이터 군은 모두 각각 부도업체와 비부도업체를 동수로 구성하였다.

본 연구에서 사용한 인공신경망 모형은 다층 퍼셉트론(Multi-layer perceptron)과 역전파 학습(Back-propagation) 알고리즘으로 입력계층과 출력계층, 그리고 하나의 은닉계층을 가지는 3층 퍼셉트론(Three layer perceptron)을 사용하였으며, 은닉층의 노드(Node) 수는 입력변수의 수와 동수를 사용하였다. 본 연구에서 사용된 모형의 출력층은 한 개의 노드로 구성되어 부도(0)와 건전(1)을 나타내며, 모형의 출력값은 [0,1]의 범위에 존재한다.

7. 실험결과 및 분석

7.1 변수선정 결과

위에서 제시한 10가지 방법론에 의해 선정된 입력변수군을 정리하면 <표 8>과 같다. 선정 결과, 각 방법론 별로 선정된 변수군의 개수 및 종류가 상이하나, 매출액(x1), 총자본투자효율(x3), 순금융비용대 매출액비율(x13), 유동부채대 총자본(x24), 순운전자본대 매출액(x31) 등은 공통적 중요 입력변수로 선정되었다.

<표 8> 입력변수군 선정결과표

모형	선정 변수군
A1	x1, x2, x8, x10, x11, x13, x26, x27, x30, x33
A2	x1, x4, x5, x8, x27, x29, x33, x36
B1	x2, x13, x16, x17, x20, x22, x24, x25, x26, x27
C1	x1, x3, x5, x7, x11, x13, x22, x24, x25, x29, x31
C2	x1, x3, x5, x6, x7, x11, x13, x24, x25, x29, x31
D1	x3, x6, x11, x13, x17, x22, x24, x25, x29, x31
D2	x1, x3, x6, x11, x13, x17, x24, x25, x29, x31, x32
D3	x1, x3, x13, x20, x24, x26, x29, x31
D4	x1, x3, x13, x24, x26, x31
E1	x3, x8, x13, x24, x25, x26, x29, x31, x35, x36

7.2 인공신경망 모형 구축 결과

위에서 제시한 다양한 변수선정 방법론에 의해 선정된 변수군을 입력변수군으로 인공신경망 모형을 구축하고, 그 성과를 측정하였다. 결과값의 신뢰성을 높이기 위하여 임의선정(Random selection)을 통해 검증용 자료를 달리한 후 5회 실험을 실시하였고, 이에 대한 결과를 종합하여 요약하면 <표 9>와 같다. 실험 결과에 따르면, 전문가에 의해 선정된 입력변수군(A1, A2)이 다른 방법론에 비해 상대적으로 낮은 적중률을 보였고, 나머지는 80% 이상의 비교적 높은 적중률을 보였다. 특히, 단일변량분석(t-test)과 선택적 변수선정 기법(로짓분석, 다변량 판별분석)의 복합분석에 의한 변수선정 모형(D1, D2)이 높은 적중률을 보인다. 그러나, 본 연구에서 제시하고 있는 유전자 알고리즘을 이용한 입력변수 선정 모형이 이들 방법론들에 비해 좀 더 높은 적중률을 보임으로써, 본 연구 방법론이 부도예측을 위한 인공신경망 모형 구축에 있어 보다 효과적임을 보여주었다.

<표 9> 인공지능경망 모형별 적중률
(cut-off: 0.5)

	훈련용	테스트용	검증용
A1	77.88%	76.92%	72.31%
A2	76.56%	74.23%	71.54%
B1	80.80%	80.77%	79.23%
C1	84.72%	82.69%	81.92%
C2	84.20%	83.08%	81.54%
D1	82.55%	81.92%	82.69%
D2	83.96%	85.00%	83.08%
D3	82.59%	83.08%	81.54%
D4	81.89%	81.92%	81.92%
E1	85.85%	85.77%	86.54%

이와 같은 모형간의 성과가 통계적으로 유의한지 알아보기 위하여 McNemar 테스트를 실시하였다. McNemar 테스트는 비모수통계의 일종으로 Chi-Square분산을 이용하여 실험 전후의 차이가 의미가 있는지를 찾는데 유용하게 이용된다. 본 연구에서는 기업의 부도에 대한 정확한 예측을 목적으로 하고 있으므로 테스트를 위한 관측치는 각 모형의 예측 정확도로 하였고, 그

결과는 <표 10>과 같다. 분석결과에 따르면, 유전자 알고리즘을 이용한 입력변수 선정 모형(E1)이 전문가 선정 모형(A1, A2)이나 단일변량분석 분석에 의한 모형(B1)의 결과와 1% 이내 유의수준을, 로짓분석에 의한 모형(C1)과는 10% 이내, 다변량 판별분석에 의한 모형(C2)이나 복합분석에 의한 변수선정 모형(D3, D4)과는 5% 이내의 유의수준을 보이고 있어 다른 방법론에 의한 모형들과의 차이가 통계적으로 유의함을 검증하였다. 이밖에 전문가 선정 모형(A1, A2)이 유전자 알고리즘에 의한 모형(E1)이나 다른 모형들(C1, C2, D1, D2, D3, D4)과 1% 이내의 유의수준을 보였다.

8. 결론

기업이 도산에 이르기까지 많은 변인들이 다양하게 작용한다. 그러나 이러한 변인들을 모두 모형의 입력변수로 사용하는 것은 비효율적이며, 또한 인공지능경망 모형에 과다 입력변수를 사용하

<표 10> McNemar 테스트 결과

(유의수준)

	A2	B1	C1	C2	D1	D2	D3	D4	E1
A1	0.9062	0.0046***	0.0006***	0.0009***	0.0001***	0.0001***	0.0003***	0.0002***	0.0000***
A2	-	0.0158**	0.0007***	0.0008***	0.0004***	0.0001***	0.0010***	0.0005***	0.0000***
B1	-	-	0.2295	0.3268	0.0636*	0.0525*	0.2632	0.2100	0.0031***
C1	-	-	-	1.0000	0.8145	0.5488	1.0000	1.0000	0.0518*
C2	-	-	-	-	0.6476	0.3438	1.0000	1.0000	0.0367**
D1	-	-	-	-	-	1.0000	0.6291	0.8238	0.1003
D2	-	-	-	-	-	-	0.2891	0.5811	0.1237
D3	-	-	-	-	-	-	-	1.0000	0.0259**
D4	-	-	-	-	-	-	-	-	0.0376**

(*** 유의수준 1% 이내, ** 유의수준 5% 이내, * 유의수준 10% 이내)

는 경우 수렴(Convergence)과 일반화(Generalization) 모두에 바람직하지 않은 결과를 발생시킨다. 즉, 적절한 입력변수군의 선택은 인공신경망 모형의 효율성과 성능을 향상시키고, 이는 부도 예측율의 향상으로 이어질 수 있다.

본 연구에서는 최근 그 유용성이 입증되고 있는 인공신경망 모형의 최적 변수 선정에 위하여 유전자 알고리즘 기법에 의한 최적화 입력 변수군 도출 방법론을 제시하였고, 이 방법론이 다른 통계기법이나 전문가에 의한 변수 선택 방법론에 비해 우수함을 실제로 인공신경망 모형에 적용하여 그 결과를 비교함으로써 확인하였다. 또한 이들간의 예측력의 차이가 유의함을 통계적 검증을 통하여 확인하였다.

본 연구가 가지는 한계점은 다음과 같다. 인공신경망 모형에는 모형의 효율을 높이기 위한 여러 제어요소가 있다. 본 연구에서는 최적의 입력 변수 선정 방법을 찾기 위해 제어요소를 연구자 임의로 고정시킨 후 실험을 실시하였지만, 은닉층의 개수, 은닉노드의 개수, 학습방법, 전이함수 등의 제어요소를 변경하며 최적의 조건을 찾아 각 모형의 결과를 비교하는 것도 향후 연구과제가 될 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 강철승, "부가가치회계정보의 기업부실 예측력에 관한 실증적 연구," *회계학연구*, Vol. 12, 1991, pp. 79-99.
- [2] 김건우, "재무비율로 판단한 기업부실 징후와 예측," *경영학연구*, Vol. 16, No. 2, 1987, pp. 263-316.
- [3] 김대수, *신경망 이론과 응용(I)*, 하이테크정보사, 1992.
- [4] 김여근, 윤복식, 이상복, *메타 휴리스틱*, 영지문화사, 1999.
- [5] 김재권, *우열기업예측을 위한 재무비율 선정에 관한 연구*, 고려대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1987.
- [6] 박창길, *우리나라 재무제표의 기업실패 예측능력에 관한 실증적 연구*, 서울대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1984.
- [7] 송인만, "기업부실예측모델의 재정립을 통한 기업부실원인과의 연계에 대한 실증적 연구," *한국경제*, Vol. 15, 1987, pp. 113-142.
- [8] 신경식, 신택수, 한인구, "Neuro-genetic Approach for Bankruptcy Prediction: A Comparison to Back-propagation Algorithms," *한국경영정보학회 국제학술대회 논문집*, 1998, pp. 585-597.
- [9] 신경식, 한인구, "다수의 인공신경망을 통합한 기업부도 예측모형에 관한 연구," *한국경영과학회지*, 1998a, pp. 145-148.
- [10] 신경식, 한인구, "Corporate Failure Prediction Modeling Using Genetic Algorithm Technique," *한국경영정보학회 국제학술대회 논문집*, 1998b, pp. 599-608.
- [11] 윤주석, *자금흐름정보의 기업도산예측력에 관한 실증적 연구*, 동국대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1991.
- [12] 이건창, 김명중, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교," *경영학연구*, Vol. 23, No. 2, 1994, pp. 109-144.
- [13] 이건창, 한인구, 김명중, "통계적 모형과 인공지능 모형을 결합한 기업신용평가 모형에 관한 연구," *한국경영과학회지*, Vol. 21, No. 1, 1996, pp. 81-100.
- [14] 이계원, "회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응," *회계학연구*, Vol. 16, 1993, pp. 49-77.
- [15] 이재식, 차봉근, "인공신경망 학습단계에서의 Genetic Algorithm을 이용한 입력변수 선정," *한국경영과학회 추계학술대회 발표논문집*,

- 1996, pp. 27-30.
- [16] 이재식, 한재홍, "인공신경망을 이용한 중소기업도산예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증," *한국전문가시스템학회지*, Vol. 1, No. 1, 1995, pp. 123-134.
- [17] 임영규, *기업부실 예측에 관한 실증적 연구*, 성균관대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1990. [18] 전춘옥, *기업도산 예측에 관한 연구*, 경희대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1984.
- [19] 정준수, *기업도산예측모델*, 경음사, 1985.
- [20] 중소기업은행, "재무분석을 중심으로 한 기업의 부실화 예측기법연구," *기은조사월보*, Vol. 2, 1992.
- [21] 지청, "기업도산의 예측에 관한 실증적 연구," 1983.
- [22] 한국은행 은행감독원 여신관리국, "판별분석에 의한 기업평가방법," *한은정보*, 1982.
- [23] 한인구, 조홍규, 신경식, "The hybrid systems for credit rating," *한국경영과학회지*, Vol. 22, No. 3, 1997, pp. 163-173.
- [24] 허영빈, *채무제표 적시성에 관한 연구*, 고려대학교 대학원 박사학위논문, 미간행, 1986.
- [25] 황석하, "기업부실예측에 관한 연구," *회계학연구*, Vol. 12, 1991, pp. 57-78.
- [26] Aharony, J., Jonew, C. P. and Swary, I., "An Analysis of Risk and Return Characteristics of Corporate Bankruptcy using Capital Market Data," *Journal of Finance*, September, 1980, pp. 1001-1016.
- [27] Altman, E. I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, September, 1968, pp. 589-609.
- [28] Altman, E. I., Haldeman, R. G. and Narayanan, P., "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporation," *Journal of Banking and Finance*, June, 1977, pp. 29-54.
- [29] Aziz, A. and Lawson, G. H., "Cash Flow Reporting and Financial Distress Models: Testing of Hypotheses," *Financial Management*, Spring, 1989, pp. 55-63.
- [30] Barbro B., Teija L. and Kaisa S., "Neural Networks and Genetic Algorithms for Bankruptcy Predictions," *Proceedings of The third World Congress on Expert Systems*, 1996, pp. 123-130.
- [31] Barniv, R., "Accounting Procedures, Market Data, Cash-flow Figures, and Insolvency Classification: The Case of the Insurance Industry," *The Accounting Review*, July, 1990, pp. 578-604.
- [32] Barniv, R., Agawal, A. and Leach, R., "Predicting the outcome following bankruptcy filing: A three-state classification using neural networks," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, 1997, pp. 177-194.
- [33] Beaver, W., "Financial ratios as predictors of failure. Empirical Research in Accounting; Selected Studies," *Journal of Accounting Research*, Vol. 5, 1966, pp. 71-111.
- [34] Bell, T., "Neural nets or the logit model? A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, 1997, pp. 249-264.
- [35] Blum, M., "Failing Company Discriminant Analysis," *Journal of Accounting Research*, Vol. 12, No. 1, 1974, pp. 1-25.
- [36] Bortiz, J. and Kennedy, D., "Effectiveness of neural networks types for prediction of business failure," *Expert Systems with Applications*, Vol. 9, 1995, pp. 503-512.
- [37] Cadden, D. T., "Neural Network and Mathematics of Chaos - An Investigation of These Methodologies as Accurate Predictors of Corporate Bankruptcy," *Proceedings of the First International Conference on Artificial Intelligence Application on Wall Street*, 1991,

- pp. 52-57.
- [38] Casey, C., McGee, V. and Stickney, C., "Discriminating between reorganized and liquidated firms in bankruptcy," *The Accounting Review*, April, 1986, pp. 249-262.
- [39] Chen, K. H. and Shimerda, T. A., "An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios," *Financial Management*, Spring, 1981, pp. 51-60.
- [40] Chung, H. and Tam, K., "A comparative analysis of inductive learning algorithm," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 2, 1992, pp. 3-18.
- [41] Clark, T. A. and Weinstein, M. I., "The Behavior of the Common Stock of Bankruptcy Firms," *The Journal of Finance*, May, 1983, pp. 489-504.
- [42] Colin, A. M., *Genetic algorithms for financial modeling*, In Deboeck, G.J. (Eds.), *Trading On The Edge*, John Wiley, New York, 1994, pp. 148-173.
- [43] Dambolena, I. G. and Khoury, S. I., "Ratio Stability and Corporate Failure," *The Journal of Finance*, Vol. 35, No. 4, 1980, pp. 1017-1026.
- [44] Davis, L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.
- [45] Deakin, E. B., "A Discriminant Analysis of Predictor of Business Failure," *Journal of Accounting Research*, Vol. 10, 1972.
- [46] Deboeck, G. J., *Using GAs to optimize a trading system*, In Deboeck, G.J (Eds.), *Trading On The Edge*, John Wiley, New York, 1994, pp. 174-188.
- [47] Edminster, R. O., "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction," *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, 1972.
- [48] Elam, R., "The Effect of Lease data on the predictive ability of financial ratios," *The Accounting Review*, Vol. 50, 1975, pp. 24-43.
- [49] Elmer, P. J. and Borowski, D. M., "An Expert System Approach to Financial Analysis: The Case of S&L Bankruptcy," *Financial Management*, Autumn, 1988, pp. 67-76.
- [50] Emery, G. W. and Cogger, K. O., *Journal of Accounting Research*, Vol. 20, No. 2, 1982.
- [51] Etheridge, H. and Sriram, R., "A comparative of the relative costs of financial distress models: Artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, 1997, pp. 235-248.
- [52] Fitzpatrick, P., "A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies," *The Certified Public Account*, Vol. 2, 1932.
- [53] Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data," *Information and Management*, Vol. 24, No. 3, 1993, pp. 159-167.
- [54] Foster, G., "Quarterly Accounting Data: Time-Series Properties and Predictive-Ability Results," *The Accounting Review*, January, 1977, pp. 1-21.
- [55] Gentry, J. A., Newbold, P. and Whitford, D. T., "Classifying Bankrupt Firms With Funds Flow Components," *Journal of Accounting Research*, Spring, 1985, pp. 146-160.
- [56] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [57] Gombola M. J. and Ketz, J. E., "Financial Ratio Patterns in Retail and Manufacturing Organizations," *Financial Management*, Summer, 1983, pp. 45-56.
- [58] Hamer, M., "Failure prediction: Sensitivity of Classification accuracy to alternative statistical method and variable sets," *Journal of Accounting and Public Policy*, 1983, pp.

- 289-307.
- [59] Han, I., Jo, H. and Shin, K. S., "The hybrid systems for credit rating," *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, Vol. 22, No. 3, 1997, pp. 163-173.
- [60] Hanweak, G. A., "Predicting Bank Failure," *Research Papers in Banking and Economics*, Financial Studies Section, FRB, November, 1977.
- [61] Hebb, D. O., *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*, New York: Wiley, 1949.
- [62] Hecht-Nielsen, R., *Neurocomputing*, MA: Addison-Wesley, 1990.
- [63] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, The University of Michigan Press, 1975.
- [64] Jo, H., Han, I. and Lee, H., "Corporate Analysis of Bankruptcy Prediction Accuracy: Using case-based forecasting, Neural network, and discriminant analysis," *Proceedings of PACES95, China*, 1995, pp. 339-352.
- [65] Jo, H., Han, I. And Lee, H., "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis," *Expert Systems With Application*, Vol. 13, No. 2, 1997, pp. 97-108.
- [66] Johnson, W. B., "The Cross-Sectional Stability of Financial Ratio Patterns," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 14, 1979, pp. 1035-1048.
- [67] Ketz, J. E., "The Effect of General Price Level Adjustment on the Predictive Ability of Financial Ratios," *Journal of Accounting Research*, 1978, pp. 273-284.
- [68] Kingdom, J. and Feldman, K., "Genetic algorithms for bankruptcy prediction," *Search Space Research Report*, No.1, 1995.
- [69] Koza, J., *Genetic programming*, The MIT Press, 1993.
- [70] Lee, H. Y., *Predictive insights through analogical reasoning Application to screening new financial service concepts*, Ph.D. thesis, The Wharton School, University of Pennsylvania, 1993.
- [71] Lee, K. C. and Kim, J., "Hybrid Neural Network-Driven Reasoning Approach to Bankruptcy Prediction: Comparison with MDA, ACLS, and Neural Network," *Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Neural Networks*, 1994, pp. 1787-1792.
- [72] Lee, S. B. and Oh, S. H., "A comparative study of recursive partitioning algorithm and analogue concept learning system," *Expert Systems With Applications*, Vol. 1, 1990, pp. 403-416.
- [73] Libby, R., "Accounting Ratios and the Prediction of failure: Some Behavioral Evidence," *Journal of Accounting Research*, Spring, 1975.
- [74] Mahfoud, S. and Mani, G., "Genetic algorithms for predicting individual stock performance," *Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, 1995, pp. 174-181.
- [75] Marais, M., Patell, J. and Wolfson, M., "The Experimental Design of Classification models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications," *Journal of Accounting Research*, 1984, pp. 87-118.
- [76] Martin, D., "Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach," *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, 1977, pp. 249-276.
- [77] McCulloch, W. S. and Pitts, W., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Mathematical*

- Biophysics*, Vol. 5, 1943, pp. 115-133.
- [78] McKee, T. E. and Lensberg T., "Genetic programming and rough sets: A hybrid approach to bankruptcy classification," *European Journal of Operational Research*, Vol. 138, 2002, pp. 436-451.
- [79] Mensah, Y. M., "The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustments: Some Empirical Evidence," *The Accounting Review*, April, 1983, pp. 228-246.
- [80] Mensah, Y. M., "An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A methodological study," *Journal of Accounting Research*, Spring, 1984, pp. 380-395.
- [81] Merwin, C. L., "Financial Small Corporations in Five Manufacturing industries 1926-1936," *National Bureau of Research*, Vol. 105, 1942.
- [82] Miller, W., Cadden, D. T. and Driscoll, V., "Bank Failure and Categorization-A Neural Network Approach," *Proceedings of the Third International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, 1995, pp. 232-235.
- [83] Norton, C. L. and Smith, R. E., "A Comparison of General Price Level and Historical Cost Financial Statements in the Prediction of Bankruptcy," *The Accounting Review*, January, 1979, pp. 72-87.
- [84] Odom, M. and Sharda, R., "A neural networks model for bankruptcy prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, Vol. 2, 1990, pp. 163-168.
- [85] Ohlson, J., "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, Spring, 1980, pp. 109-131.
- [86] Olmeda, I. and Fernandez, E., "Optimal Mixtures of Classifiers for Financial Distress Prediction," *Proceedings of the Third International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, 1995, pp. 93-99.
- [87] Packard, N., "A genetic learning algorithm for the analysis of complex data," *Complex Systems*, Vol.4, 1990, pp. 543-572.
- [88] Pal, S. K. and Wang, P. P., *Genetic Algorithms for Pattern Recognition*, CRC Press, 1996.
- [89] Pastena, V. and Ruland, W., "The Merger Bankruptcy Alternative," *The Accounting Review*, April, 1986, pp. 288-301.
- [90] Pettway, R. H. and Sinkey, J. F., "Establishing On-site Bank Examination Priorities: An Early-Warning System using Accounting and Market Information," *Journal of Finance*, Vol. 34, No. 1, 1980, pp. 137-150.
- [91] Pinches, G. E., Mingo K. A. and Caruthers, J. K., "The Stability of Financial Ratio Pattern in Industrial Organizations," *Journal of Finance*, 1973, pp. 381-396.
- [92] Queen, M. and Roll, R., "Firm Mortality: Using Market Indicators to Predict Survival," *Financial Analysts Journal*, May-June, 1987, pp. 6-27.
- [93] Raghupathi, W., Schkade, L. L., and Raju, B. S., "A Neural Network Application for Bankruptcy Prediction," *The 20th Hawaii International Conference on System Sciences*, 1992, pp. 147-155.
- [94] Refenes, A. P., *Neural networks in the capital markets*, West Sussex: John Wiley & Sons, 1995.
- [95] Rosenblatt, F., "The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain," *Psychological Review*, Vol. 65, 1958, pp. 386-408.
- [96] Rutan, E., "Experiments with optimal stock screens," *Proceedings of the 3rd*

- International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, 1993, pp. 269-273.
- [97] Salchenberger, L., Cinar, E. and Lash, N., "Neural networks: A new tool for predicting thrift failures," *Decision Sciences*, Vol. 23, 1992, pp. 899-916.
- [98] Shin, K. S. and Han, I., "Using Genetic Algorithm to Support Case-Based Reasoning: Application to Corporate Bond Rating Integration," *Proceedings of Second Asia Pacific Decision Sciences Institute (DSI) Conference, Taipei*, 1998.
- [99] Shin, K. S., Hong S. H. and Lee S. E., "A corporate failure prediction model using temporal pattern recognition," *Institute for Operations Research and the Management Sciences, Seoul, Korea*, 2000.
- [100] Smith, R. F. and Winakor, A. H., "Change in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations," *Bureau of Business Research of University of Illinois*, 1935.
- [101] Syswerda, G., *Uniform crossover in genetic algorithms*, In Schaffer, J.D. (Eds.), *Proceedings of 3rd Int'l Conference of Genetic Algorithms*, San Maeto: Morgan Kaufmann, 1989.
- [102] Takahashi, K., Kurokawa, Y. and Watase, K., "Corporate Bankruptcy Prediction in Japan," *Journal of Banking and Finance*, June, 1984, pp. 229-247.
- [103] Tam, K. and Kiang, M., "Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions," *Management Science*, Vol. 38, No. 7, 1992, pp. 926-947.
- [104] Walker, R., Haasdijk, E. and Gerrets, M., *Credit evaluation using a genetic algorithm*, In Coonatilake, S. and Treleaven, P. (Eds.), *Intelligent Systems for Finance and Business*, John Wiley, 1995, pp. 39-59.
- [105] Wilson, R. and Sharda, R., "Bankruptcy prediction using neural networks," *Decision Support Systems*, Vol. 11, No. 5, 1994, pp. 545-557.
- [106] Yang A. R., Platt M. B. and Platt H. D., "Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction," *Journal of Business Research*, Vol. 44, 1999, pp. 67-74.
- [107] Zavgren, C., "Assessing the vulnerability to failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis," *Journal of Banking and Finance*, Spring, 1983, pp. 19-45.
- [108] Zmijewski, M. E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, 1984, pp. 59-82.

Abstract

Using GA based Input Selection Method for Artificial Neural Network Modeling: Application to Bankruptcy Prediction

Hong, Seung-Hyun · Shin, Kyung-Shik*

Prediction of corporate failure using past financial data is a well-documented topic. Early studies of bankruptcy prediction used statistical techniques such as multiple discriminant analysis, logit, and probit. Recently, however, numerous studies have demonstrated that artificial intelligence such as neural networks can be an alternative methodology for classification problems to which traditional statistical methods have long been applied.

In building neural network model, the selection of independent and dependent variables should be approached with great care and should be treated as model construction process. Irrespective of the efficiency of a learning procedure in terms of convergence, generalization and stability, the ultimate performance of the estimator will depend on the relevance of the selected input variables and the quality of the data used. Approaches developed in statistical methods such as correlation analysis and stepwise selection method are often very useful. These methods, however, may not be the optimal ones for the development of neural network model.

In this paper, we propose a genetic algorithms approach to find an optimal or near optimal input variables for neural network modeling. The proposed approach is demonstrated by applications to bankruptcy prediction modeling. Our experimental results show that this approach increases overall classification accuracy rate significantly.

* College of Business Administration, Ewha Womans University