

인공신경망을 이용한 부실기업예측모형 개발에 관한 연구

정운* · 황석해**

요 약

Altman의 연구(1965, 1977)나 Beaver의 연구(1986)와 같은 전통적 예측모형은 분석자의 판단에 따른 예측도가 높은 재무비율을 선정하여 다변량판별분석(MDA: multiple discriminant analysis), 로지스틱회귀분석 등과 같은 통계기법을 주로 이용해 왔으나 1980년 후반부터 인공지능 기법인 귀납적 학습방법, 인공신경망모형, 유전모형 등이 부실기업예측에 응용되기 시작했다. 최근 연구에서는 인공신경망을 활용한 변수 및 모형개발에 관한 보고가 있다. 그러나 지금까지의 연구가 주로 기업의 재무적 비율지표를 고려한 모형에 치중되었으며 정성적 자료인 비재무지표에 대한 검증과 선정이 자의적으로 이루어져온 경향이었다. 또한 너무 많은 입력변수를 사용할 경우 다중공선성 문제를 유발시킬 위험을 내포하고 있다.

본 연구에서는 부실기업예측모형을 수립하기 위하여 정량적 요인인 재무적 지표변수와 정성적 요인인 비재무적 지표변수를 모두 고려하였다. 재무적 지표변수는 상관분석 및 요인분석들을 통하여 유의한 변수들을 도출하였으며 비재무적 지표변수는 조직생태학내에서의 조직군내 조직사멸과 관련된 생태적 과정에 대한 요인들 중 조직군 내적요인으로 조직의 연령, 조직의 규모, 조직의 산업밀도를 도출하여 4개의 실험집단으로 분류하여 비재무적 지표변수를 보완하였다.

인공신경망은 다층퍼셉트론(multi-layer perceptrons)과 역방향 학습(back-propagation)알고리즘으로 입력변수와 출력변수, 그리고 하나의 은닉층을 가지는 3층 퍼셉트론(three layer perceptron)을 사용하였으며 은닉층의 노드(node)수는 3개를 사용하였다.

입력변수로 안정성, 활동성, 수익성, 성장성을 나타내는 재무적 지표변수와 조직규모, 조직연령, 그 조직이 속한 산업의 밀도를 비재무적 지표변수로 선정하여 로지스틱회귀 분석과 인공신경망 기법으로 검증하였다. 로지스틱회귀분석 결과에서는 재무적 지표변수 모형의 전체적 예측적중률이 87.50%인 반면에 재무/비재무적 지표모형은 90.18%로서 비재무적 지표변수 사용에 대한 개선의 효과가 나타났다. 표본기업들을 훈련과 시험용으로 구분하여 분석한 결과는 전체적으로 재무/비재무적 지표를 고려한 인공신경망기법의 예측적중률이 높은 것으로 나타났다. 즉, 로지스틱회귀 분석의 재무적 지표모형은 훈련, 시험용이 84.45%, 85.10%인 반면, 재무/비재무적 지표모형은 84.45%, 85.08%로서 거의 동일한 예측적중률을 가졌으나 인공신경망기법 분석에서는 재무적 지표모형이 92.23%, 85.10%인 반면, 재무/비재무적 지표모형에서는 91.12%, 88.06%로서 향상된 예측적중률을 나타내었다.

Key words: 부실기업, 인공신경망, 재무적 지표, 비재무적 지표, 생태학적 관점, 조직사멸, 조직생태학, 역방향(back-propagation)학습알고리즘, 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron),

- 1) * : 한국의국어대학교 경영학과 교수
- 2) ** : 한국의국어대학교 경영학과 박사과정

1. 서론

기업도산 연구는 1930년 미국에서 시작되어 계속기업의 유지가 위협 받고 있는 재무상의 난점을 조기발견하여 기업의 한정된 자원을 효율적으로 배분하려는 재무분석의 한 분야로 발전해왔다. 일반적인 부실기업예측모형은 부도 및 건전기업의 과거 재무지표와 비재무지표를 입력변수로 선정하고 해당 기업의 부실여부를 종속변수로 모형을 설정하여 부실기업을 예측해 왔다.

Altman의 연구(1965, 1977)는 분석자의 판단에 의해 예측도가 높은 재무비율 5가지를 선정 후 이를 기초로 판별함수식 Z-score를 도출하여 부실기업을 예측하는 다변량 모형을 사용하였으며 Beaver의 연구(1986)는 부실기업과 건전기업을 그룹별로 평균비율을 작성하여 두 집단간의 차이를 보인 재무비율 6가지를 선정하여 종합평가한 단일변량 모형을 사용하였다. 분석기법으로는 다변량판별분석, 로지스틱회귀분석 등의 전통적 통계기법을 이용해 왔다.

부실기업예측시 유의해야 할 사항은 첫째, 기업의 환경은 계속 변화하며 대부분의 분석자료들이 많은 잡음을 가지고 있다는 점과, 둘째, 주어진 문제에 대해 고려해야 할 변수들이 너무 많고, 그 중에는 정성적 변수들이 포함되는 경우가 일반적이라는 사실이다. 이와 같은 문제의 특성에 대해 통계학적 분석방법론을 이용할 경우 변화에 대한 적응이 힘들고, 분석자료가 갖는 분포에 대해 엄격한 가정이 요구되며, 계량적 변수와 정성적 변수가 혼합된 경우 성과가 좋지 못하다는 어려움이 있다. 따라서, 대규모 병렬성, 학습을 통한 적응성 및 결함허용 등의 특징을 갖는 인공지능망이 통계학이 갖는 한계를 극복시켜 줄 수 있는 분석수단으로 고려되었다.

부실기업예측은 분류(classification)문제로서 인공지능망은 다중판별분석, 로지스틱회귀분석 등과 같은 통계기법과 비교되었으며 이러한 연구에서는 인공지능 기법인 귀납적 학습방법, 신경망모형, 유전모형 등이 부실기업예측에 응용되기 시작하면서 인공지능망 기법이 여타의 분석방법론들에 비해 훨씬 다양한 기능을 갖고 있을 뿐 아니라 타 분석방법론들이 갖지 못하는 장점을 가지고 있다고 보고하고 있다.

Coats와 Fant(1991, 1993)는 기업도산예측에 인공지능망과 다중판별분석을 비교하여 인공지능망의 성과가 우수함을 보였으며, Altman, Marco와 Varetto(1994)는 기업 도산예측에 대한 판별분석과 인공지능망의 성과가 비슷함을 보였다. Agarwal과 Leach(1997), Bell(1997), Boritz와 Kennedy(1995), Etheridge와 Sriram(1997)의 연구에서도 인공지능망의 우월점을 나타내었다. 이재식

과 차봉근(1996), 이재식과 한재홍(1995), 한인구와 신경식(1998) 등의 연구에서는 인공지능망을 활용한 변수 및 모형개발에 관한 연구를 하였다. 그러나 지금까지의 연구가 주로 기업의 재무적 비율지표를 고려한 모형에 치중되었으며 정성적 자료인 비재무지표 선정이 자의적으로 이루어지는 경향이 있었다. 또한 너무 많은 입력변수를 사용할 경우 다중공선성 문제를 유발시킬 위험을 내포하고 있다.

본 연구에서는 부실기업예측모형을 수립하기 위하여 계량적 요인인 재무지표변수와 정성적 요인인 비재무지표변수를 모두 고려하였다. 재무지표변수는 상관분석 및 요인분석 등을 통하여 유의한 변수들을 도출하였으며 비재무지표변수는 조직생태학내에서의 조직군내 조직사멸과 관련된 생태적 과정에 대한 요인들중 조직군 내적요인으로 조직의 연령, 조직의 규모, 그 조직이 속한 산업의 밀도를 도출하여 인공지능망 기법을 적용함으로써 보다 정확한 부실기업예측모형을 제시하고자 하였다.

2. 연구모형

2.1 조직사멸에 관한 연구

어떤 경제제도하에서든지 생산을 할 수 있는 조직이 새로이 생성되고 다시 소멸되어 가는 과정이 지속적으로 계속되는 것은 자연스러운 현상이라 볼 수 있다. 조직이론중 조직의 변화에 대한 주요 관점들은 크게 3가지로 나누어 볼 수 있다. 생태학적 관점(ecological perspectives)과 합리적 적응관점(rational adaptaton perspectives) 그리고 변형관점(transformation perspectives)으로 나눌 수 있다(Hannan & Freeman, 1984, Tushman & Romanelli, 1985, Singh et al., 1986).

조직군생태학의 초기관점은 Hannan과 Freeman(1977)의 주장에 따라, 내외적 제약으로 인하여 조직은 주요한 변화를 시도하기가 어렵다는 것이다. 그리고 만약 조직이 변화를 하게 되면 조직안정성을 해치게 되므로 장기적으로 조직에 불리한 결과를 가져온다고 주장하고 있다. 따라서 조직 변화 현상을 기존 조직의 도태와 이를 대체하는 새로운 조직들의 생성과정으로 이해하는 것이 바람직하다는 것이다.

조직군생태학은 조직이 변화하지 않도록 하는 구조적 관성에 주목하며, 또한 잘 변화하지 않는 조직이 살아 남을 가능성이 많다고 주장한다. 조직은 환경의 위기발생에 대하여 상대적으로 늦게 반응할 가능성이 높다고 보았으며, 조직의 변화는 신생조직의 불리(Liability of newness)를 가져와 조직의 신뢰성(reliability)과 예측가능성(accountability)을 상실하게 만든다고 한다(Hannan과 Freeman, 1984). 즉, 구조적 관성은 환경과의 상호작용 과정속에서 얼마나 변화반응을 보

이느냐 혹은 보이지 않느냐라는 상대적인 개념으로 파악하여야 하는 것이다.

1980년대 후반 이후의 조직군생태학 연구에서 나타난 수정관점은 구조적 관성에 대한 정태적 이해에서 벗어나면서, 창립율과 사멸율에 대한 관심 뿐만 아니라 조직변화를 고려하여야만 조직군의 진화현상에 대하여 충분히 이해할 수 있다고 주장하고 있다.

조직생태학에서는 조직군내 조직사멸과 관련된 생태적 과정에 대한 요인들을 크게 두가지로 나누고 있다. 첫째는 조직의 연령, 규모, 조직군의 밀도 등 조직군 내적인 요인이고, 둘째는 조직군이 처해 있는 외적요인으로서 환경수용능력, 환경변동성 등이다. 그리고 특정 환경조건하에서 조직전략의 우열관계에 관한 연구가 있다.

2.2 인공신경망에 관한 연구

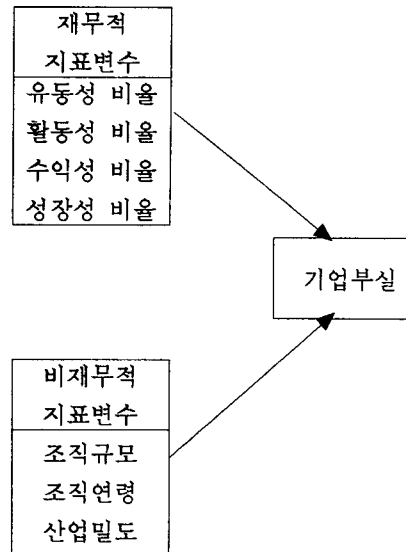
인공신경망은 생물학적 신경시스템이 하는 것과 같은 방식으로 현실세계의 대상들과 상호작용하도록 의도된, 많은 수의 단순요소들과 그들의 계층구조가 평행하게 상호 연결된 네트워크로서, 기본구성요소는 뉴런과 연결강도이며 신경망에서 쓰이는 처리요소 또는 노드는 비선형적이며 아날로그이다.

민스키(Minsky)와 파페트(Papert)가 퍼셉트론(Perceptrons)의 단점을 수학적으로 분석한 이후 신경망에 대한 연구는 1980년 중반에 새로운 모델이 제안되기까지 침체의 길을 걷게되었다. 새로운 모델은 퍼셉트론과 같은 한계점을 극복하기 위하여 입력층과 출력층에 한 개 이상의 은닉층을 사용하여 다층 네트워크로 구성하고, 모든 입력패턴에 대하여 발생하는 오차합수를 최소화하는 방향으로 연결강도를 조정하는 백프로파게이션(Back-propagation) 알고리즘을 사용하였다. 이러한 백프로파게이션 학습알고리즘은 몇 가지 단점을 가지고 있다.

첫번째는 학습과정이 수렴할 때까지는 많은 횟수의 반복학습이 필요로 하고, 또 한번 기억된 패턴의 수정이나 추가학습이 불가능하다. 두 번째는 오차의 표면을 따라 감소되기 때문에 지역 최소점에 빠질 염려가 있는데 이러한 단점에도 불구하고 다층 네트워크를 많이 사용하고 있는 것은 구현이 쉽고 입력패턴의 형태에 따라 어느정도 학습이 가능하기 때문이다.

재무분야에서 인공신경망이 가장 널리 응용되는 곳은 기업도산예측으로 Wilson과 Sharda(1994)는 통계적 기반에 대한 신경망의 효과성을 평가하기 위해 재표본추출(Resampling)기법을 사용했고, Fletcher와 Goss(1993)는 신경망과 로지스틱회귀분석의 성과를 비교하여 신경망의 성과가 우수함을 보였듯이 대부분의 신경망의 성과가 다른 통계기법에 비해 우수하지 않으면 적어도 같은 것으로 보고 되고 있다.

2.3 연구모형 설정



< 그림 2-1 > 기업의 부실과 원인모형

3. 연구방법

3.1 표본기업 및 변수선정

본 연구에 사용된 실험자료는 1982년부터 1998년까지 7년간에 걸쳐 기업의 도산이 발생한 상장기업중 제조업체 112개사와 동수의 건전기업으로 구성하였다. 이들 표본중 모형구축에 사용된 표본기업은 224개 기업으로 이들중 170개 기업이 훈련용으로 54개 기업이 시험용으로 사용되었다.

기업부실은 자본잠식, 부도발생, 회사정리절차개시 또는 개시신청이 발생한 기업으로 정의하였다. 본 연구에서 표본기업을 상장기업으로 한정시킨 이유는 상장기업이 기업규모나 경제활동 영역에 있어서 국민경제에 미치는 영향이 크고, 만약 이들 기업에 대한 부실예측이 가능하다면 사회적 실익이 다른 어떠한 부류의 기업부실예측보다 클 뿐만 아니라, 상장기업의 재무/비재무자료는 비상장기업의 자료보다 객관적이며 신뢰성이 높다고 생각되었기 때문이다.

본 연구에서는 한국신용평가 재무분석데이터, 외부감사 보고서 자료 등을 사용하여 대표적 재무비율 변수를 도출하였으며 기업연감 및 협회의 자료분석 등을 거쳐 조직생태학의 조직변화에 따른 조직사멸에 관한 연구에서 조직의 연령, 규모, 조직군의 밀도 등 조직군 내적인 요인들을 비재무변수로 활용하여 본 연구에 대한 다음과 같은 4개의 실험집단으로 분류하였다.

- 실험 1: 재무적 지표비율을 이용한 로지스틱회귀분석
- 실험 2: 재무적 지표비율을 이용한 인공신경망분석
- 실험 3: 재무적 지표와 비재무적 지표를 이용한 로지스틱회귀분석
- 실험 4: 재무적 지표와 비재무적 지표를 이용한 인공신경망분석

구분	선택변수명	분석방법
실험 1	재무지표모형 유동비율 당좌비율 고정장기적합율 매출액순이익율	로지스틱회귀 분석
	실험 2	
실험 3	재무/비재무 지표모형 기업규모 기업연령 산업밀도 유동비율 당좌비율	로지스틱회귀 분석
	실험 4	
	고정장기적합율 매출액순이익율 매출액증가율 총자산증가율 총자본회전율 매출채권회전기간 재고자산회전기간	

<표 3-1> 선택 변수집단

재무적 지표변수와 재무/비재무적 지표변수를 로지스틱회귀와 인공신경망 기법으로 분석하여 4개의 실험방법중 가장 우수한 예측력을 가진 모형을 개발하고자 하였다.

3.2 모형의 검증

본 연구에서는 위에서 설정된 모형에 의해 변

수들을 4개의 실험집단으로 나누어 검증하였다. 본 실험에 사용한 인공신경망모형은 다층퍼셉트론(multi-layer perceptrons)과 역방향 학습(back-propagation)알고리즘으로 입력변수와 출력변수, 그리고 하나의 은닉층을 가지는 3층 퍼셉트론(three layer perceptron)을 사용하였다. 실험에 사용된 은닉층의 노드(node)수는 3개를 사용하였다.

본 연구에 사용된 모형의 출력층은 1개의 노드로 구성되어 부도(0)과 건전(1)을 나타내도록 되었으며 모형의 출력값은 [0, 1]범위에 존재한다. 실험에 사용된 틀은 SPSS 통계패키지와 SAS 통계패키지 및 E-miner 2.0 틀을 사용하였다.

3.2.1 검증결과

재무지표 로지스틱회귀분석모형에서 총 224개의 분석사례로서 하나의 상수를 포함할 때 로지스틱회귀모형에 대한 -2LL(-2 Log Likelihood)의 값이 310.46로 추정된 모형임이 나타났다.

독립변수를 포함한 모형에 대한 -2LL의 값은 125.65로서 현 모형이 단지 하나의 상수만을 포함하는 모형에 대한 -2LL값보다 작음을 알 수 있다.

적합도 통계량은 180.87로 나타났다. Model과 Block의 카이제곱값은 184.81이며 유의수준은 0.0001로 모형에 대한 통계적 의의가 있는 것으로 나타났다.

예측치 \ 관찰치	부도	건전	적중률
부도	92	8	83.64%
건전	10	104	91.23%
전체			87.50%

< 표 3-2 > 재무적 지표 예측치 및 관찰치 비교

부도기업의 적중률은 83.64%, 건전기업을의 적중률은 91.23%의 적중률을 기록하였으며 전체의 적중률은 87.50%를 기록하였다.

재무/비재무지표 회귀모형에서 하나의 상수를 포함할 때 로지스틱회귀모형에 대한 -2LL의 값이 310.45이며 독립변수를 포함한 모형에 대한 -2LL의 값은 117.09이며 적합도 통계량은 181.67로 나타났다. Model과 Block의 카이제곱값은 193.36이며 유의수준은 0.0001로 모형에 대한 통계적 의의가 있는 것으로 나타났다.

예측치 관찰치	부도	건전	적중률
부도	95	5	86.36%
건전	7	107	93.86%
전체			90.18%

< 표 3-3 > 재무/비재무적 지표 예측치 및 관찰치 비교

부도기업의 적중률은 86.36%, 건전기업을의 적중률은 93.86%로서 전체 90.18%를 보여 부도, 건전, 전체의 적중률에서 재무적 지표만을 고려한 모형보다 향상된 결과를 나타내어 기업규모, 기업연령, 산업밀도와 같은 비재무지표 변수가 모형의 설명력을 높인 것으로 볼 수 있다.

3.2.2 모형간의 예측결과 비교

변수	로지스틱회귀분석	
	훈련용	시험용
재무지표	84.45%	85.10%
재무/비재무지표	84.45%	85.08%

< 표 3-4 > 로지스틱회귀분석 예측적중률

로지스틱회귀분석에서 재무/비재무적 지표를 고려한 모형의 적중률은 훈련용과 시험용에서 84.45%, 85.08%로서 재무적 지표만을 고려한 모형보다 개선된 효과가 없는 것으로 나타났다.

변수	인공신경망(BPN)	
	훈련용	시험용
재무지표	92.23%	85.10%
재무/비재무지표	91.12%	88.06%

< 표 3-5 > 인공신경망(BPN) 예측적중률

인공신경망 분석기법의 경우 재무적 지표와 재무/비재무적 지표모형 모두 로지스틱 회귀분석보다 예측률이 향상되었으며 특히 재무/비재무적 지표를 고려한 모형의 적중률은 재무적지표 모형에 비해 훈련용과 시험용에서 91.12%, 88.06%로서 적중률 향상에 개선의 효과가 있는 것으로 나타났다.

위와 같은 인공신경망 분석기법의 예측적중률이 기존의 통계적 분석기법보다는 약간의 향상을 나타내지만 AIC, SBC의 모형 평가통계량들이 로지스틱회귀분석 보다는 그다지 우수성을 나타내지 못하였다.

4. 결론

부실기업예측의 모형은 기업부실에 영향을 미치는 많은 요인들을 재무적 입력정보와 비재무적 입력정보로 산출하여 모형을 구축하고자 시도되어 왔으나 이러한 많은 변인들을 모두 반영하는 것은 불가능하며 다중공선성의 문제와 신경망모형의 경우 수렴(convergence)과 일반화(Generalization)에 문제를 일으키게 한다.

본 연구모형은 입력변수를 재무적 지표변수와 비재무지표 변수로 분류하여 부실기업예측모형의 예측률을 비교 검토하고자 하였으며 입력변수로는 유의한 재무비율지표를 선정하여 재무적 지표변수로 구성하였으며 기업부실화에 다양한 영향을 미치는 비재무변수로는 조직생태학의 조직군내 사멸과 관련된 생태학적 과정 접근방법에 따라 조직군 내적인 요인들로 입력변수를 구성하였다. 분석된 실험방법에서 안정성, 활동성, 수익성, 성장성 등과 같은 재무적 지표변수와 조직규모, 조직연령, 산업밀도를 비재무적 변수로 로지스틱회귀분석과 인공신경망분석기법으로 비교한 결과 재무/비재무적 변수를 모두 고려한 인공신경망기법이 가장 우수한 예측률을 나타내었다.

본 연구는 상장기업을 표본대상으로 선정함으로써 부실기업의 표본확보에 제약이 있으나 건전기업을의 표본수를 증가시켜 보완해 나갈 예정이며 기업부실의 비재무적 영향요인으로 환경수용능력, 환경변동성 등과 같은 조직군 외적인 요인들을 고려하지 못했으나 추가적인 연구를 통해 비재무적 요인들을 보완할 예정이다.

참고문헌

- 정준수, 기업도산예측모델, 경음사, 1985.
 김선기, 황석하, 기업부실원인과 대책, 한국신용평가, 1990.
 부실예측에 관한 계량적 신용분석, 한국신용분석, 1994.
 신평비즈니스, 한국신용평가, 1992.
 김인수, 거시조직이론, 무역경영사, 1996.
 신유근, 조직환경론, 다산출판사, 1995.
 이진창, 김명중, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법", 경영학연구, 23(2), pp. 109-144, 1994.
 이재식, 차봉근, "인공신경망 학습단계에서의

- Genetic Algorithm을 이용한 입력변수 선정", 한국경영과학회 추계학술대회발표논문집, pp.27-30, 1996.
- 김대수, 신경망 이론과 응용(I), 하이테크 정보, 1996
- 김화수, 조용범, 최종욱 공저, 전문가 시스템, 집문당, 1995
- 한인구, 조홍규, 신경식, "지능형 중소기업 신용평가모형 개발," 한국경영학회 춘계 학술대회 발표논문집, pp.307-310, 1998.
- 신경식, 신태수, 한인구, "Neuro-Genetic Approach for Bankruptcy Prediction: A Comparison to Back-Propagation Algorithms", 한국경영정보학회 국제학술대회 논문집, 1998.
- I. G. Dambolena & S. I. Khury, "Ratio Stability and Corporate Failure", Journal of Finance, 1980.
- Freeman, J., "Ecological Analysis of Semiconductor Firm Mortality" San Francisco Jossey-Bass, 335-351, 1991.
- Haveman, H. A., "Organizational Size and Change, Administrative Science Quarterly, 30, pp. 336-349, 1993.
- Haveman, M. T. Freeman, J. "Structural Inertia and Organizational Change", American Sociological Review, 49, pp. 149-164, 1984.
- Haveman, M. T. Freeman, J. "The Population Ecology of Organizations " American Journal of Sociology, 82, pp. 929-965, 1997.
- Haveman, M. T. Freeman, J. "Organizational Ecology, Harvard Business Review, 1989.
- Efraim Turban, Expert System and Applied Artificial Intelligence, Macmillan.
- Barniv, R., A. Agarwal, and R. Leach, "Predicting The Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three-State Classification Using Neural Networks," Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 6, pp. 177-194, 1997.
- 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, 6, pp. 249-264.
- Boritz, J.E., D.B. Kennedy, and A. Albuquerque, "Predicting Corporate Failure Using A Neural Network Approach," Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, Vol. 4, pp. 95-111.
- Chung, H. and K. Tam. "A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm," Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2, pp. 3-18, 1992.
- Coats, P.K, and F.L. Fant, "Recognizing Financial Distress Patterns Using A Neural Network Tool," Financial Management, 22(3), pp.142-156, 1993.
- Etheridge, H. and R. Sriram, "A Comparison of The Relative Costs of Financial Distress Models: Artificial Neural Networks, Logit and Multivariate Discriminant Analysis," Intelligent Systems in Accounting, Finance And Management, 6, pp. 235-248, 1997.
- Fletcher, D. and E. Goss, "Forecasting With Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," Information and Management, 24(3), pp.159-167, 1993.
- Hansen, J, and R. Mesrvy, "Learning Experiments With Genetic Optimization of A Generalized Regression and Neural Network," Decision Support Systems 18, pp. 317-325.
- Jo, H., I. Han, and H. Lee, "Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis," Expert Systems With Applications, 13(2), pp. 97-108, 1997.
- Lacher, R. C., Coats and S. C. Sharma, and L. Fant, " A Neural Network for Classifying The Financial Health of A Firm," European Journal of Operational research Vol, 85(1), pp. 53-66, 1995.
- Markham, I. S. and C. T. Ragsdale, "Combining Neural Networks and Statistical Predictions to Solve The Classification Problem in Discriminant Analysis", Decision Science, Vol, 26(2), pp. 229-242, 1995.
- Schiffmann, W. H., M. Joost, and R. Werner, "Optimierung Des Backpropagation Algorithms Zum Training Perceptrons," Fachbericht Physik, 15, Universitat Koblenz, 1992.
- Wang, S., "The Unpredictability of Standard Backpropagation Neural Networks in Classification

- . Applications." *Manage, Sci.* 41(3), pp.555-559. 1995.
- Wang, Y. and N. Ishii, "A Method of Similarity Metrics for Structured Representations," *Expert Systems with Applications*, 12(1), pp.89-100. 1997.
- Wilson, R. and R. Sharda, "Bankruptcy Prediction Using Neural Networks," *Decision Support Systems*, 11(5), pp. 545-557, 1994.
- Zang, H.C and Huang, S.H., "Application of neural networks in manufacturing: a state of the art survey," *International Journal of Production Research*, Vol.33, 1995, pp.705-728
- li, E. Y., "Artificial neural networks and their business application," *Information & Management*, 27, 1994, pp. 303-313.
- Pal, N. R., Bezdeck J. C. and Tsao, C. K. "Generalized clustering networks and Kohnen's self-organizing scheme," *IEEE Transaction on Neural Networks*, 4(4), 1993, pp.549-557