

자기조직화 신경망을 이용한 경쟁적 벤치마킹

민재형* · 이영찬**

Competitive Benchmarking using Self-Organizing Neural Networks

Jae H. Min* · Young-Chan Lee**

초 록

다양한 재무정보를 이용하여 기업간 경쟁적 벤치마킹을 수행하는 것은 매우 어려운 작업인 동시에 분석에 상당한 시간이 소요된다. 본 연구에서는 재무정보를 이용한 기업간 경쟁적 벤치마킹을 효과적으로 수행하기 위하여 대표적인 자율신경망 모형인 자기조직화 신경망을 분석에 이용하였다. 자기조직화 신경망은 다차원적인 재무자료를 2차원 출력 공간으로 투영함으로써 결과를 시각화하는데 매우 효과적이며, 시각화된 결과는 재무적인 경쟁우위에 따라 기업을 군집화함으로써 효과적인 경쟁적 벤치마킹을 수행할 수 있도록 한다. 본 연구에서는 1998년, 1999년, 그리고 2000년 상반기까지의 국내 제조업체 재무구조 분석사례에 자기조직화 신경망을 적용하여 재무적 경쟁우위에 따른 기업들의 군집화 모형으로서의 가능성을 제시하였다.

Keywords : 경쟁적 벤치마킹, 자기조직화 신경망, 자기조직화지도

I. 서론

경쟁적 벤치마킹은 전략적으로 매우 중요한 기업내부 프로세스로서, 조직이나 기업의 역할기능과 성과를 다른 조직 또는 기업과 비교하여 그 차이를 파악하는 과정을 말한다. 특히 재무정보를 이용한 경쟁적 벤치마킹은 전략경영에서 유용한 커뮤니케이션 도구로 많이 활용되고 있는데, 예를 들어 새로운 경영목표 설정과 이에 따른 후속적 경영의사결정에 있어 기업 내·외부의 다양한 이해집단으로부터 동의를 얻기 위하여 재무정보를 이용한 경쟁적 벤치마킹 자료가 많이 활용되고 있다.

기업성과분석, 도산예측, 주가예측 등을 위한 주요 분석도구로는 다변량 통계분석기법이 가장 많이 활용되고 있으나, 이러한 분석기법은 몇 가지 문제점을 가지고 있는 것으로 알려져 있다. 이 중 가장 심각한 문제점으로는 기초자료의 분포가 정규성을 가져야 한다는 가정과 분포에 대한 적절한 함수형태를 발견하기가 힘들다는 점이다. 또한 독립변수가 다수일 경우 분석결과를 시각화하기가 매우 힘들다는 단점도 존재한다. 다양한 문헌에서 이러한 다변량 통계 분석기법의 문제점이 지적되고 있는데, Trigueros[1995]는 재무비율자료가 양(+) 또는 음(-)의 왜도를 가지고 있다는 것을 지적하고, 이를 해결하기 위한 몇 가지 방법을 제안한 바 있다. 또한 Fernandez-Castro & Smith[1994]는 구체적인 통계분포나 함수형태를 가정해야 하는 문제를 해결하기 위하여 비모수적 모형을 이용하여 기업성과를 분석한 바 있으며, Vermeulen et al.[1994]는 독립변수가 여러 개일 경우 기업간 비교결과를 시각화하기 위한 방법을 제안한 바 있다.

[Back et al., 1995].

한편, Vanharanta[1995]는 정보기술을 활용한 초지식기반시스템(hyperknowledge-based system)을 구축하고, 이를 재무적 벤치마킹에 적용하였다. 초지식기반시스템은 전 세계에 있는 160개 이상의 펄프, 종이 제조업체의 방대한 재무정보를 데이터베이스화하여 이를 기업간 벤치마킹 자료로 활용하고 있으나, 방대한 재무정보를 처리하기에는 효과적이지 않은 것으로 알려져 있다.

인공신경망은 정보처리분야에서 활발하게 적용되고 있는 인공지능기법의 한 분야로서, 인간의 휴리스틱한 측면에 초점을 맞추어 이를 모형화한 것이다. 인공신경망은 주어진 입력자료로부터 일정한 패턴을 학습하여 이를 예측에 활용하는 기법으로 분류, 예측, 제어, 그리고 추론문제에 많이 활용되고 있다. Back et al.[1996]은 전 세계에 있는 120여 개의 펄프 제조업체의 재무 데이터베이스를 사전 처리(pre-processing)하는데 인공신경망기법의 하나인 자기조직화지도(self-organizing maps: SOM)를 활용하고 이를 통해 각 제조업체의 경쟁적 위치를 제시하였다. 연구결과에서 이들은 SOM이 기초자료의 정규성 가정과 분포의 적절한 함수형태를 찾아야 하는 문제를 쉽게 해결할 수 있을 뿐만 아니라 각 제조업체의 경쟁적 위치를 시각화하는데도 매우 탁월한 기법이라고 주장하였다. 또한 Martin-del-Brio & Serrano-Cinca[1995]는 1977년부터 1985년까지 발생했던 스페인의 은행위기 사례와 1990년, 1991년도의 스페인 제조업체의 재무적 경쟁력 분석에 자기조직화 신경망(self-organizing neural networks)을 이용한 바 있는데, 연구결과에서 이들은 도산예측과 재무적 벤치마킹에 자기조직화 신경망이 효과적으로 활용될 수 있다고 주장하고 있다.

본 연구에서는 우리 나라 거래소 시장에 상장되어 있는 제조업체의 재무구조를 평가하기 위하여 자

* 서강대학교 경영대학

** 서강대학교 경영연구소

기조직화 신경망을 이용하였다. 구체적으로, 재무적 경쟁우위에 따라 각 제조업체들을 순집화하고, 이들 순집의 재무적 특성을 분석하였다. 재무구조 분석에 필요한 자료는 한국신용평가정보(주)에서 발표된 상장 기업 분석자료 중 1998년, 1999년, 그리고 2000년 상반기까지의 재무자료를 이용하였으며, 이들 3개 년도에 걸쳐 재무구조 분석이 수행되었다. 본 연구를 통해 국내 기업들간의 경쟁적 벤치마킹, 즉 현재 우리 기업의 재무적 경쟁력은 어떠한 위치에 있으며, 경쟁력을 확보·유지하기 위한 핵심 요인은 무엇인지를 파악하는데 인공신경망 기법이 효과적으로 사용될 수 있음을 발견할 수 있었다.

II. 이론적 배경

1. 경쟁적 벤치마킹

경쟁적 벤치마킹은 조직이 자신의 성과를 향상시키기 위해 재무적(정량적인) 또는 비재무적(정성적인) 평가 기준(yardsticks)을 이용하여 다른 조직의 우수 관행(best practices)과 비교하고, 파악된 차이(벤치마크 갭)를 판별하여 이를 풀이기 위한 일련의 프로세스 개선 활동을 수행하는 것을 말한다. 특히 재무정보를 이용한 경쟁적 벤치마킹은 기업 관행의 재무 성과를 검증할 수 있게 하며, 이는 다양한 기업전략들, 예를 들어 생산전략이나 인사전략 등이 가져다 준 재무성과를 보다 객관적으로 분석할 수 있게 됨을 의미한다. 그러나 재무정보를 이용하여 경쟁적 벤치마킹을 수행하기 위해서는 상업적이고 방대한 재무 데이터베이스나 보고서에 의존할 수밖에 없기 때문에 자료수집 자체가 용이하지 않을 뿐만 아니라 사용목적에 따라 불필요한 자료가 포함되어 있어 반드시 정제와 분류라는 사전 처리(pre-processing) 과정이 필요하다. 본 연구에서는 자기조직화 신경망을 이용하여 재무적 벤치마킹에 필요한 정보를 사전 처리하고자 하며, 이러한 정보는 경쟁적 벤치마킹을 보다 효율적이고 효과적으로 수행할 수 있도록 한다.

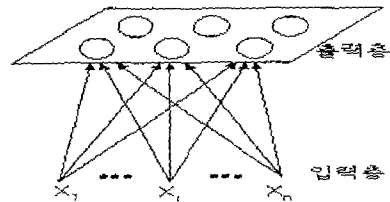
2. 인공신경망

인공신경망은 처리단위인 뉴런의 전이함수(transfer function)와 신경망의 구조를 나타내는 층(layer)의 수, 그리고 처리단위간의 연결상태 및 연결강도를 주어진 문제해결에 적절하게 조정하는 학습규칙에 따라 일반적으로 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning) 방법으로 구분된다. 지도학습은 신경망에게 입력에 따른 바람직한 출력력을 알려주고 이를 학습시키는 것인 반면, 자율학습은 신경망을 학습시키는데 바람직한 출력치가 필요 없거나 사전에 알 수 없을 경우 사용하는 방법이다. 따라서 자율학습에서 신경망은 주어진 입력자료간의 유사성을 찾아 이를 순집화한 출력 결과로 보여준다.

자율학습에 기초한 신경망 모형 중 가장 많이 활용되는 모형은 Kohonen 네트워크[Kohonen, 1998]로서, 이는 일반적으로 입력층과 출력층, 두 개의 층으로 구성되어 있다. 입력층 뉴런은 각 출력층 뉴런에 입력 패턴을 배열시키는데, 유사한 패턴을 가진 입력층 뉴런은 동일한 출력층 뉴런으로 배열된다. 자율학

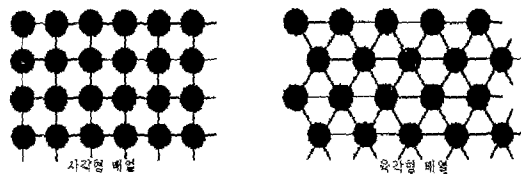
습 동안 입력 패턴과 가장 유사한 연결강도(weight)를 갖는 출력층 뉴런 j 가 워너(winner) 뉴런이 된다. 이 워너(winner) 뉴런 j 를 중심으로 반경 r 을 설정하면, 이 범위 내의 모든 뉴런들은 출력층에서 유사한 연결강도를 갖는 입력 패턴의 하위집합이 되고, 입력공간의 지도를 형성하게 되는데, 이것이 바로 자기조직화지도(SOM)이다.

Kohonen[1998]이 제시한 SOM은 출력층 뉴런을 1차원으로 배열하는 방법과 2차원으로 배열하는 방법으로 구분되는데, 일반적으로는 [그림 1]과 같은 1차원 배열이 사용된다.



[그림 1] SOM의 2차원 배열

또한 2차원 배열에는 [그림 2]와 같이 사각형 배열(rectangular array)과 육각형 배열(hexagonal array)의 두 가지 형태가 있다. 이러한 출력층 뉴런의 배열 형태는 SOM의 성능에도 영향을 미친다.

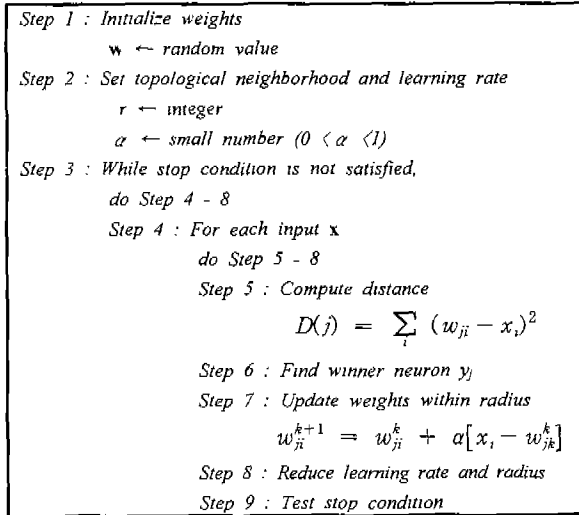


[그림 2] 2차원 배열의 유형

사각형 배열에서는 각 뉴런이 4개의 이웃 뉴런과 연결되어 있다. 여기서 반경이 0이면 하나의 뉴런만을 포함하는 사각형이 되며, 반경이 1이면 이웃하는 하나의 뉴런을 포함하는 사각형 범위가 된다. 반면 육각형 배열은 모든 뉴런이 6개의 이웃 뉴런과 연결되어 있으며, 반경의 적용시 육각형 형태로 반경이 조정된다. 사각형 배열보다는 육각형 배열이 실제 분석과정에서 자주 사용된다.

앞서 언급한 바와 같이 SOM은 자율학습 방법을 이용하여 학습되며, 자율학습 동안 신경망은 바람직한 출력결과를 전혀 모르는 상태에서 학습이 진행된다. 학습 프로세스는 출력 뉴런간의 경쟁으로 특징지어 지는데, 이는 무작위적인 순서로 신경망에 입력패턴이 하나씩 들어오면 출력 뉴런은 각각의 모든 패턴에 대해 경쟁하여 입력 벡터와 가장 유사한 연결강도를 갖는 출력 뉴런이 워너(winner) 뉴런이 된다. 유사도 측정에는 주로 유클리드 거리의 제곱을

사용하며, 규정된 반복 횟수만큼 학습이 진행되면 반경 r과 학습률 α 를 감소시킨 후 다음 학습 과정을 반복하게 된다. SOM의 학습 알고리즘을 기술하면 [그림 3]과 같다.



[그림 3] SOM의 학습 알고리즘

III. 실증분석

1. 연구모형

도산예측과 같은 분석을 제외하면 일반적으로 데이터베이스에 있는 기업들의 재무적 경쟁력은 알려져 있지 않은 경우가 많다. 따라서 본 연구에서는 자율학습 방법을 이용한 재무적 벤치마킹을 수행하고자 하며, 이를 위한 구체적인 방법론으로 Kohonen[1998]이 제시한 자기조직화지도(SOM)를 사용하고자 한다. SOM을 이용한 학습과정에서는 학습률과 반경의 두 가지 학습매개변수를 우선 사용한다. 학습률은 지정한 횟수만큼의 학습이 진행된 후 연결강도를 조정하는데 영향을 미치게 되며, 반경은 위너 뉴런에 의해 영향을 받는 이웃 뉴런을 어느 범위까지 포함시킬 것인지를 결정하게 된다. 그리고 추가적인 매개변수로 학습기간을 사용하는데, 이는 자료학습의 반복횟수를 의미한다.

SOM의 질적 우수성을 평가하기 위한 기준으로 평균계산잔차(average quantization error)를 이용하였는데, 이는 유클리드 거리 제곱의 평균값을 의미한다.

2. 분석기업 선정과 데이터베이스

본 연구에서는 1999년 결산 상장기업 가운데 시가총액과 매출액을 기준으로 10대 재벌기업의 계열사를 포함하는(관리대상기업은 제외) 100대 제조업체를 선정하고, 이들 업체의 재무자료 중 최근 금융감독위원회가 발표한 기업재무구조 종합평가 항목에 포함된 6개의 재무자료를 데이터베이스화하여 분석에 이용하였다. 분석을 위해 선정된 업체를 정리하면

<표 1>과 같다.

<표 1> 기업 리스트

업체명	번호	업체명	번호
고려아연	F1	인천정유	F51
고려화학	F2	인천제철	F52
국도화학	F3	자화전자	F53
금강	F4	제일모직	F54
금호산업	F5	제일제당	F55
금호석유화학	F6	KDS	F56
남해화학	F7	코오롱	F57
녹십자	F8	코오롱건설	F58
농신	F9	코오롱상사	F59
다우기술	F10	콤텍시스템	F60
대덕전자	F11	태광산업	F61
대림산업	F12	팬택	F62
대상	F13	포항종합제철	F63
대한알루미늄공업	F14	하이트맥주	F64
대한전선	F15	한국타이어	F65
대한통운	F16	한라양조	F66
대한항공	F17	한솔제지	F67
대한해운	F18	한솔CSN	F68
데이콤	F19	한진	F69
동국제강	F20	한진중공업	F70
동부건설	F21	한진해운	F71
동부제강	F22	한화	F72
동아건설산업	F23	한화석유화학	F73
동양시멘트	F24	현대강관	F74
두산	F25	현대건설	F75
두산건설	F26	현대미포조선	F76
롯데삼강	F27	현대산업개발	F77
롯데제과	F28	현대상선	F78
롯데칠성음료	F29	현대엘리베이터	F79
에디슨	F30	현대자동차	F80
미래산업	F31	현대전자산업	F81
미래와사람	F32	현대정공	F82
삼보컴퓨터	F33	현대종합상사	F83
삼성불산	F34	현대중공업	F84
삼성엔지니어링	F35	호남석유화학	F85
삼성전기	F36	호엔실타	F86
삼성전자	F37	효성	F87
삼성정밀화학	F38	LG건설	F88
삼성중공업	F39	LG산전	F89
삼신테크윈	F40	LG상사	F90
삼성SDI	F41	LG전선	F91
삼양사	F42	LG전자	F92
삼영전자공업	F43	LG정보통신	F93
삼진제약	F44	LG화학	F94
새한	F45	LG-Caltex가스	F95
심미전자	F46	SK	F96
쌍용	F47	SK상사	F97
쌍용양회공업	F48	SK케미칼	F98
쌍용정유	F49	SK텔레콤	F99
아남반도체	F50	SKC	F100

<표 1>의 리스트에서 고려화학(F2)은 2000년 4월 1일자로 금강(F4)에 흡수합병되어 2000년 상반기 분석에서는 금강고려화학(구 금강)으로 분석에 사용되었고, 쌍용정유(F49)와 SK상사(F97)는 2000년도에 각각 S-Oil, SK글로벌로 기업명을 변경하였음을 밝혀둔다.

3. 재무자료 선정

본 연구에 사용된 재무자료는 채무상환능력, 수익성, 안정성을 평가하는 재무비율들로 구성되어 있는데, 먼저 금융비용부담률과 이자보상배율은 채무상환능력을 평가하기 위한 재무비율이며, 매출액영업이익률과 총자산경상이익률은 수익성을, 그리고 단기차입비율과 차입금의존도는 안정성을 평가하기 위한 재무비율이다. 평가영역과 재무비율, 그리고 이를 구하기 위한 구체적인 계산식을 정리하면 <표 2>와 같다.

<표 2> 재무구조 종합평가 항목

구분	재무비율	계산식
채무상환능력	금융비용부담률	(이자비용 ÷ 매출액) × 100
	이자보상배율	(세전당기순이익 + 이자비용) ÷ 이자비용
수익성	매출액영업이익률	(영업이익 ÷ 매출액) × 100
	총자산경상이익률	(경상이익 ÷ 총자산) × 100
안정성	단기차입비율	(단기차입금 ÷ 총차입금) × 100
	차입금의존도	(총차입금 ÷ 총자본) × 100

자료원: 매일경제신문 2000년 9월 26일자 3면

기업의 재무구조를 평가하기 위한 재무비율은 <표 2>에서 제시한 비율 이외에도 매우 다양하나 본 연구에서는 최근 금융감독위원회가 발표한 기업 재무구조 종합평가 항목만을 사용하여 기업간 경쟁적 벤치마킹을 수행하였다.

4. 신경망 학습과 검증

본 연구의 자율학습을 이용한 SOM의 구축 과정을 요약하면 다음과 같다. 먼저 SOM의 실질적인 구축작업은 헬싱키 기술대학의 SOM 프로그래밍 연구팀이 개발한 *Self-Organizing Map Program Package version 3.1*과 *Nenet version 1.1*을 이용하여 수행되었다.

분석에 앞서 재무비율간의 스케일 차이 문제와 SOM의 학습능력을 향상시키기 위해 본 연구에서는 데이터베이스의 재무비율 자료를 평균과 표준편차를 이용하여 표준화시켰다[Martin-del-Brio & Serrano-Cinca, 1995].

SOM의 학습과정은 두 단계로 이루어지는데, 먼저 첫 번째 학습단계는 개략적인 근사값에 따라 SOM의 참조 벡터들을 무작위적으로 초기화시키기 위한 단계이다. 두 번째 학습단계는 보다 정밀한 학습과정을 통해 최종적인 SOM을 구축하는 단계이다. 본 연구에서 SOM은 1998년, 1999년, 그리고 2000년 상반기에 걸쳐 각각 구축되었으며, 신경망 토폴러지는 15*15 뉴런의 육각형 배열을 이용하였다. 평균계산잔차에 따른 최적 SOM의 매개변수 값들을 정리하면 <표 3>과 같다.

<표 3> 최적 SOM 매개변수

연도	단계	학습기간	학습률	반경	평균잔차
1998	1	1000	0.06	14	0.29794
	2	500000	0.02	3	
1999	1	1000	0.07	13	0.28625
	2	500000	0.02	3	
2000 (상반기)	1	1000	0.05	15	0.28486
	2	600000	0.02	3	

IV. 분석결과

SOM 구축과정에서 수백 개의 지도가 초기화되고 학습되었다. 이 중 본 연구에서는 평균계산잔차를 기준으로 앞서 <표 3>과 같은 최적 SOM을 구축하였으며, 이를 통해 재무비율을 이용한 기업간 경쟁적 벤치마킹 결과를 시각화하였다.

<부록 1>에 있는 연도별 SOM에서 A, B, C, D 등과 같이 분류된 그룹은 <부록 2>의 연결강도 지도(weight maps)의 분석을 통해 도출된 것으로, 이러한 SOM 표현형태를 표준 2D U-matrix라고 한다. 한편, <부록 2>의 연도별 연결강도 지도는 각 재무비율의 값과 연결강도의 유사성에 따라 동일 색으로 표현된 것으로, 밝은 색은 높은 값을 나타내고 어두운 색은 낮은 값을 나타낸다.

1. 그룹별 재무구조 분석

<부록 2>에 있는 연결강도 지도에 기초하여 분류된 그룹(<부록 1> 참조)을 연도별로 분석하면 다음과 같다.

우선 1998년도의 경우 각 기업은 6개 재무구조 평가항목의 경쟁적 우위에 따라 그룹 A부터 D까지로 분류되어 있다.

그룹 A는 높은 경쟁우위를 가지고 있는 우수그룹으로서 A1과 A2의 소그룹으로 세분화되는데, 그룹 A1은 매출액영업이익률, 단기차입비율, 차입금의존도에서 다른 기업보다 경쟁적 우위를 가지고 있으며, 그룹 A2는 매출액영업이익률, 총자산경상이익률, 차입금의존도, 금융비용부담률에서 경쟁적 우위를 가지고 있다. 그룹 A를 구성하는 주요 기업으로는 삼성SDI(F41), 코오롱상사(F59), 포항종합제철(F63), LG전자(F92), LG화학(F94) 등과 같은 대기업 이외에 금강(F4), 다우기술(F10), 대덕전자(F11)와 같이 전설한 중소기업도 포함되어 있다.

그룹 B는 평균보다 약간 상회하는 경쟁우위 기업군으로서, 소그룹 B1, B2로 다시 세분화된다. 그룹 B1은 단기차입비율과 차입금의존도와 같은 안정성 측면에서 경쟁우위를 가지고 있으나 수익성과 채무상환능력에서는 별다른 경쟁우위를 가지고 있지 못한 것으로 나타났다. 그룹 B1의 대표적인 기업으로 동아건설산업(F23), 인천정유(F51) 등이 있다. 그룹 B2는 매출액영업이익률에서만 경쟁우위를 가지고 있고 나머지 평가부문에서는 뚜렷한 경쟁우위를 보이고 있지 않았다. 특히 그룹 B는 과도한 금융비용부담을 안고 있다는 점이 주목된다.

그룹 C는 6개 재무구조 평가항목 모두에서 뚜렷한 경쟁우위나 경쟁열위가 없는 평균적인 재무구조

를 가진 그룹으로, 안정성이나 재무상환능력에 비해 수익성 측면에서 약간의 경쟁우위를 가진 기업들을 포함하고 있었다.

그룹 D는 경쟁열위에 있는 기업군으로, 소그룹 D1, D2, D3으로 세분화할 수 있다. 그룹 D1은 수익성 측면과 단기차입비율, 금융비용부담률에서 경쟁열위에 있는 것으로 나타났으며, 특히 자산대비 경상이익이 낮고, 금융비용부담이 높은 것으로 나타났다. 그러나 차입금의존도가 높지 않아 재무위험은 크지 않은 것으로 판단된다. 그룹 D1의 대표적인 기업으로는 현대강관(F74), 데이콤(F19), 현대정공(F82), 동부건설(F21) 등이 있다. 그룹 D2는 매출액영업이익률, 단기차입비율에서 경쟁열위에 있는 것으로 나타났으며, 특히 단기차입비율이 과도하게 높은 점이 주목된다. 그룹 D3은 매출액영업이익률, 총자산경상이익률, 차입금의존도, 금융비용부담률에서 경쟁열위에 있는 기업들을 포함하고 있다. 특히 미래산업(F31), 새한(F45) 등은 수익성이 매우 낮은 것으로 나타났으며, 차입금의존도가 높고 금융비용부담이 높아 안정성과 재무상환능력에서 경영부담이 큰 것으로 나타났다. 그러나 LG산전(F89), 대한알루미늄공업(F14)과 같이 단기차입비율이 낮은 기업도 일부 포함되어 있다.

다음으로 1999년도의 경우는 1998년도와 마찬가지로 각 기업이 그룹 A부터 D까지로 분류되어 있다.

그룹 A는 높은 경쟁우위를 가지고 있는 기업군으로, 총자산경상이익률, 차입금의존도, 금융비용부담률, 이자보상배율에서 다른 기업군보다 경쟁우위를 가지고 있다. 대표적인 기업으로 삼성전자(F37), 삼성정밀화학(F38), 삼성SDI(F41) 등의 삼성계열사가 많은 것이 특징이며, 이외에도 자화전자(F53), 메디슨(F30), 미래와 사람(F32) 등이 우수한 재무구조를 가지고 있었다. 그러나 이들 기업 중 SK텔레콤(F99), 녹십자(F8) 등은 단기차입비율이 상당히 높은 것으로 나타났다.

그룹 B는 평균을 약간 상회하는 기업군으로, 단기차입비율과 이자보상배율을 제외한 나머지 재무구조 평가항목에서 경쟁우위를 가지고 있는 것으로 나타났다.

그룹 C는 평균적인 재무구조를 가지고 있는 기업군으로, 1998년에 비해 그 숫자가 많이 늘어났음을 주목할 필요가 있다. 이는 점차 기업간 경쟁력이 서로 비슷해지고 있음을 의미하는 것이다.

그룹 D는 소그룹 D1, D2, D3으로 세분화되는데, 그룹 D1은 총자산경상이익률에서 특히 경쟁열위에 있는 것으로 나타났고, 그룹 D2는 단기차입비율과 차입금의존도와 같은 안정성에서 경쟁열위에 있었다. 그러나 그룹 D2의 경우 매출액영업이익률이 높은 기업도 일부 포함되어 있었다. 그룹 D3은 총자산경상이익률, 차입금의존도에서 경쟁열위에 있는 것으로 나타났으나 단기차입비율이 매우 낮은 기업도 일부 포함하고 있었다.

마지막으로 2000년 상반기의 경우 각 기업은 A, B, C의 세 그룹으로 분류되었다. 2000년 상반기 분석 결과는 몇 가지로 특징지어 지는데, 첫째, 2000년 상반기 우리 기업의 경영실적이 전체적으로 좋지 않다는 것이다. 둘째, 평안적인 재무구조를 가지고 있는

기업군이 대폭 늘어나 서로간에 재무적인 경쟁력 차이가 많이 줄어들었다는 점이다. 셋째, 매우 우수한 기업과 매우 열등한 기업이 쉽게 차별화된다는 점이다.

구체적으로, 그룹 A는 가장 우수한 기업군으로, 6개 재무구조 평가항목 모두에서 골고루 경쟁우위를 가지고 있는 것으로 나타났다. 대표적인 기업으로는 녹십자(F8), 롯데삼강(F27), 현대자동차(F80), 삼성전자(F37) 등이 있다.

그룹 C는 가장 열등한 기업군으로, 특히 수익성과 차입금의존도에서 경쟁열위를 가지고 있었다. 이들 기업 중 현대건설(F75), 쌍용양회공업(F48), 동아건설산업(F23)은 최근 금융감독위원회로부터 부실기업 판정을 받을 가능성이 높은 것으로 알려져 있다.

2. 연도별 재무구조 변화분석

연도에 따른 기업들의 재무구조 변화를 살펴보면 <부록 3>의 그림과 같다. <부록 3>은 1998년 기업 재무비율 자료를 이용하여 학습시킨 SOM에 1998년, 1999년, 2000년 상반기 자료를 테스트 자료로 사용하여 각 기업의 번호를 연도와 함께 모두 표시한 것이다. <부록 3>에 나타난 기업의 번호는 연도를 나타내는 첫 숫자와 기업의 고유번호로 이루어져 있는데, 예를 들어 8F23은 1998년도 F23(동아건설산업)을, 9F64는 1999년도 F64(하이트백주)를, 그리고 0F90은 2000년 상반기 F90(LG상사)을 나타내는 것이다. <부록 3>의 그림을 통해 각 기업들이 1998년을 기준으로 했을 때 1999년, 2000년 상반기 재무구조는 어떻게 변화하였는가를 쉽게 파악할 수 있다. 가장 특징적인 점은 1998년도에 그룹 D에 있던 많은 기업들이 1999년도에는 세분화되는 양상을 띠다가 2000년 상반기부터 점차 그룹 C, 즉 평균적인 재무구조를 가지는 기업으로 개선되어 가고 있다는 것이다. 이는 우리 나라 기업들이 과거에 비해 점차 전진한 재무구조로 이행되어 가고 있음을 의미한다.

V. 결론

본 연구의 목적은 다차원적이고 방대한 재무자료를 이용한 경쟁적 벤치마킹에 자기조직화지도(SOM)를 활용하여 재무적 경쟁우위에 따라 기업들을 분류함으로써 차별적 군집화 모형으로서의 자기조직화 신경망의 활용 가능성을 제시하는데 있었다. 본 연구에 사용된 데이터베이스는 국내 100개 상장기업의 재무자료로 구성되어 있으며, 이를 이용하여 1998년, 1999년, 그리고 2000년 상반기의 각 기업의 경쟁적 위치를 나타내는 SOM을 구축하였다. 이러한 경쟁적 벤치마킹을 개별 기업 또는 그룹이 다른 기업 또는 그룹과 비교하여 상대적으로 강한 점과 약한 점을 쉽게 파악할 수 있도록 하였다.

SOM의 가장 큰 특징은 다차원적인 재무자료를 1차원 또는 2차원 출력 공간으로 투영(project)함으로써 결과를 시각화하는데 있으며, 시각화된 결과는 재무적인 경쟁우위에 따라 기업을 군집화하여 나타낼 수 있다는 점이다. 본 연구를 통해 이러한 SOM의 장점을 확인할 수 있었다. 이외에도 SOM은 기업도산에 측에 효과적으로 사용될 수 있는 것으로 알려져 있

는데[Kiviluoto, 1998], 향후 연구에서는 기업도산 예측모형으로서의 SOM의 적용가능성을 분석해 보고자 한다.

참고문헌

Back, Barbo, M. Irjala, K. Serc, and H. Vanharanta, "Competitive Financial Benchmarking Using Self-Organizing Maps," Åbo Akademi, Reports on Computer Science and Mathematics, Ser. A, No 169, 1995.

Back, B., M. Irjala, K. Sere, and H. Vanharanta, "Managing Complexity in Large databases Using Self-Organizing Maps," *TUCS Technical Report* No. 8, Turku Centre for Computer Science, September 1996, pp. 1-17.

Chen, S. K., P. Mangiameli, and D. West, "The Comparative Ability of Self-organizing Neural Networks to Define Cluster Structure," *Omega*, International Journal of Management Science, Vol. 23, No. 3, 1995, pp. 271-279.

Erwin, E. K. Obermayer, and K. Schulten, "Self-organizing maps: Ordering, convergence properties and energy functions," *Biological Cybernetics*, Vol. 67, No. 1, 1992, pp. 47-55.

Kiviluoto, K., "Predicting bankruptcies with the self-organizing map," *Neurocomputing*, Vol. 21, 1998, pp. 191-201.

Klimasauskas, C. C., "Applying Neural Networks, Part IV: Improving Performance," *PC/AI Magazine*, Vol. 5, No. 4, 1991.

Kohonen, T., *Self-Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg-New York-Tokyo, 3rd edition, 1989.

Kohonen, T., "Self-organizing maps: Optimization approaches," *In Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks*, June 1991, pp. 981-990, Espoo, Finland.

Kohonen, T., J. Hynninen, J. Kangas, and J. Laaksonen, "SOM_PAK: The Self-Organizing Map Program Package," Report A31, Helsinki University of Technology, 1996, pp. 1-25.

Kohonen, T., "The Self-Organizing Map," *Neurocomputing*, Vol. 21, 1998, pp. 1-6.

Luttrell, S., "Self-organization: a derivation from first principles of a class of learning algorithms," *In Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, 1989, pp. II-495-498, Washington, D.C..

Martin-del-Brio, B. and C. Serrano-Cinca, "Self

Organizing Neural Networks: The Financial State of Spanish Companies," *In Neural Networks in the Capital Markets*, edited by Refenes, John Wiley & Sons, 1995.

Ritter, H., and K. Schulten, "Kohonen self-organizing maps: exploring their computational capabilities," *In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, July 1988, pp. 109-116, San Diego, California.

Rumelhart, D. E. and J. L. McClelland, *Parallel Distributed Processing*, The MIT Press, 1986.

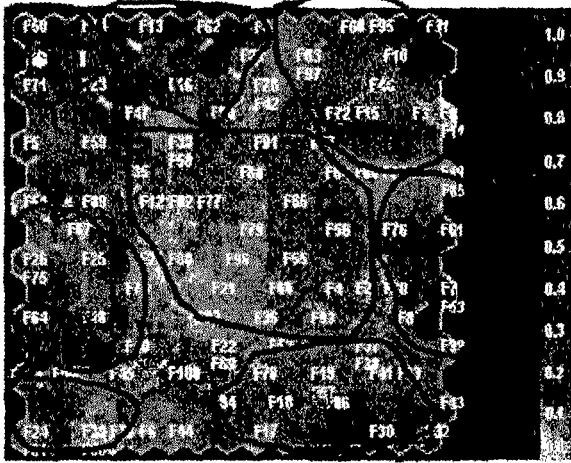
Trigueiros, D., "Accounting Identities and the Distribution of Ratios," *British Accounting Review*, Vol. 27, 1995, pp. 109-126.

Vanharanta, H., "Hyperknowledge and Continuous Strategy in Executive Support Systems," *Acta Academiae Aboensis*, Ser. B, Vol. 55, No. 1, Turku, Finland, 1995.

<부록 1> 표준 2D U-matrices

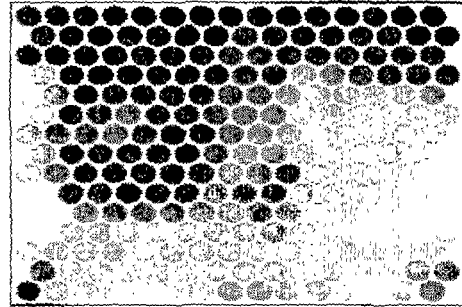
<부록 2> 1998, 1999, 2000년 연결강도 지도

1. 1998년 2D U-matrix

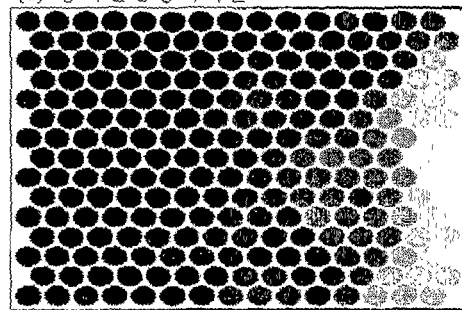


1. 1998

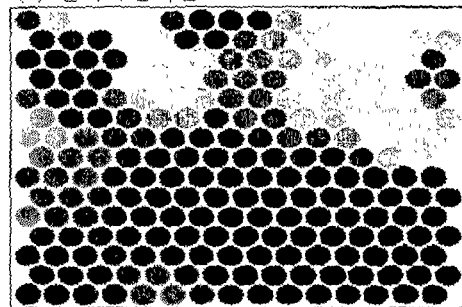
(1) 매출액 영업이익률



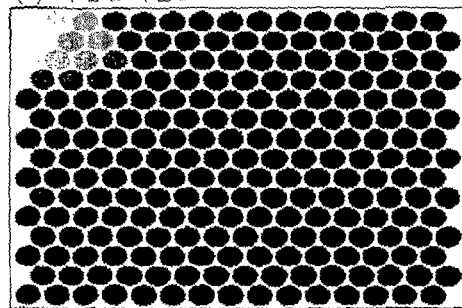
(2) 총자산경상이익률



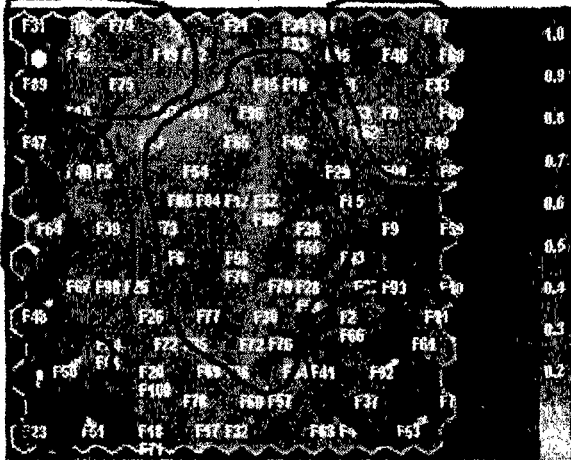
(3) 단기차입비율



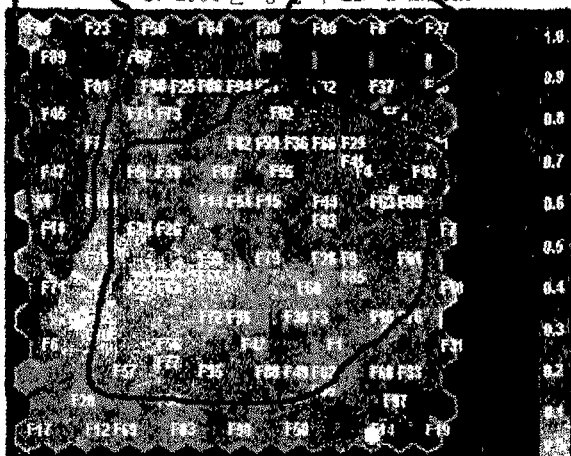
(4) 차입금의존도



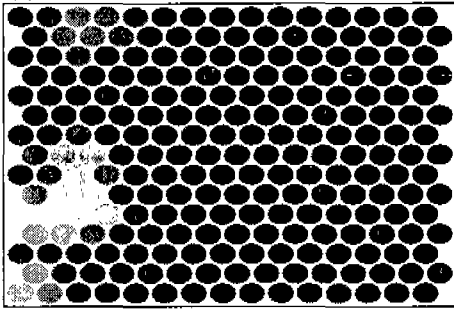
2. 1999년 2D U-matrix



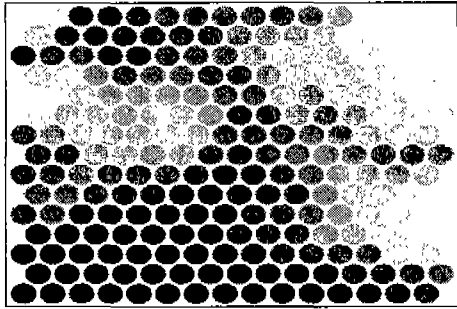
3. 2000년 상반기 2D U-matrix



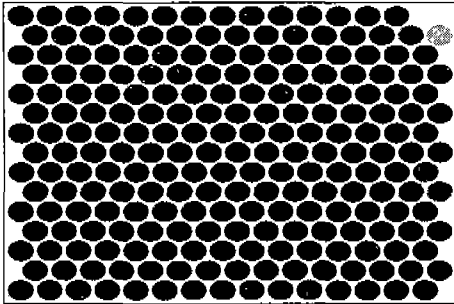
(5) 금융비용부담률



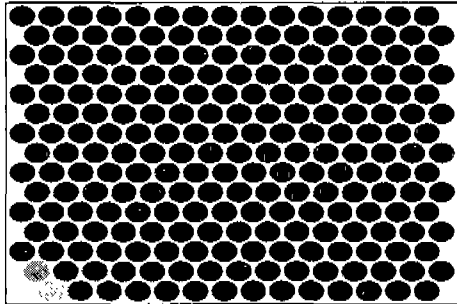
(3) 단기차입비율



(6) 이자보상배율

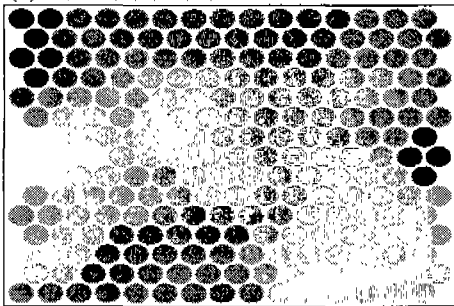


(4) 차입금의존도

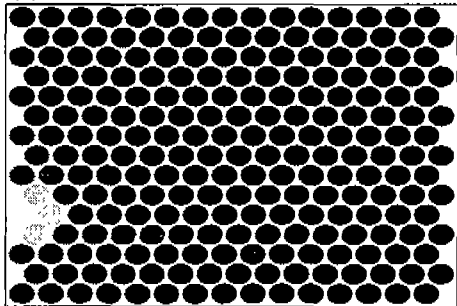


2. 1999

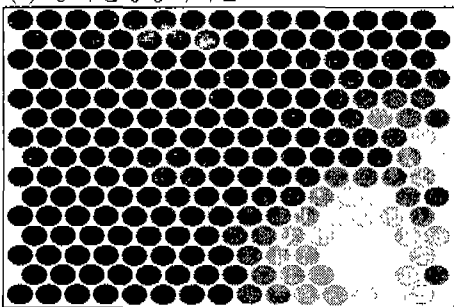
(1) 매출액영업이익률



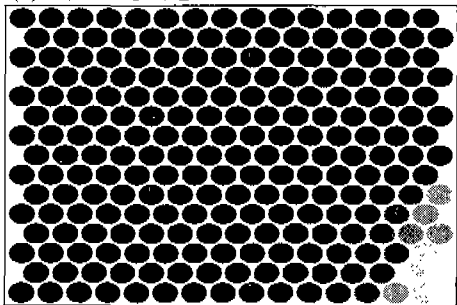
(5) 금융비용부담률



(2) 총자산경상이익률

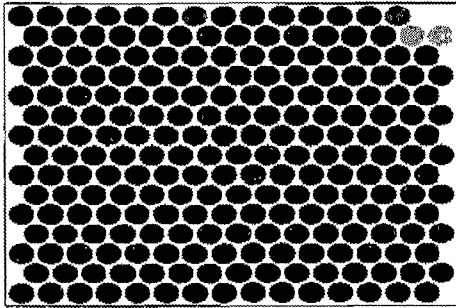


(6) 이자보상배율

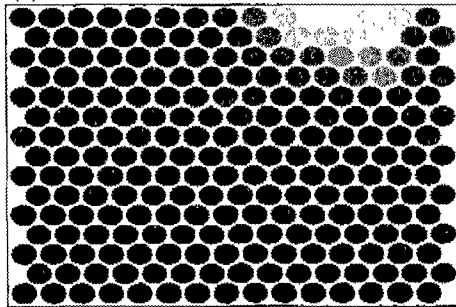


3. 2000년 상반기

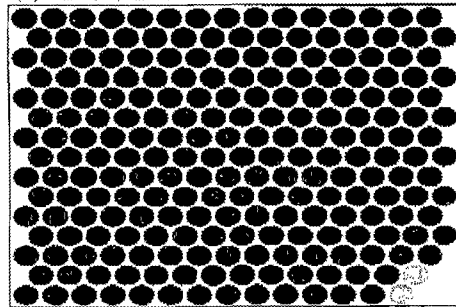
(1) 매출액영업이익률



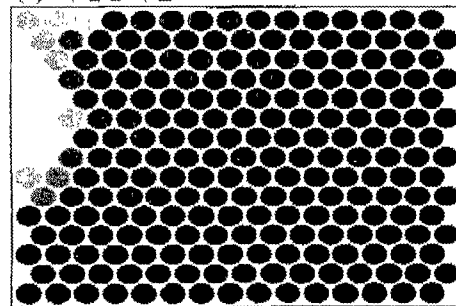
(2) 총자산경상이익률



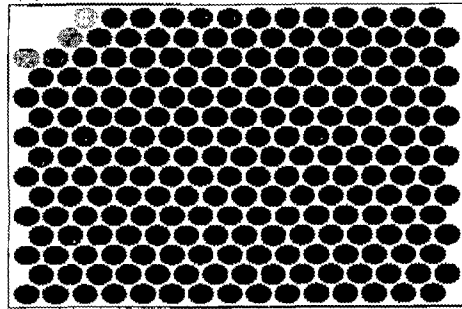
(3) 단기차입비율



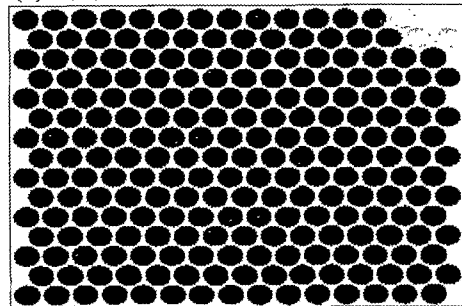
(4) 차입금의존도



(5) 금융비용부담률



(6) 이자보상배율



<부록 3> 연도별 재무구조 변화

