

효과적인 단기·중기·장기 전략계획 수립을 위한 양방향 추론 인공신경망 모형에 관한 연구

이 건 창*

논문접수일 : 95. 4.

게재확정일 : 95. 10.

초 록

본 논문에서는 효과적인 단기, 중기, 장기 경영전략계획 수립 및 각 전략간에 발생할 수 있는 상충관계를 효과적으로 해결하기 위한 양방향 추론 인공신경망 모형을 제안한다. 양방향 추론이란 순방향 추론(Forward Inference) 및 역방향 추론(Backward Inference)을 의미하는바, 순방향 추론을 통하여 단기, 중기, 장기전략을 수립할 수 있고, 역방향 추론을 통하여 각 전략간의 비교가 가능하다. 아울러 본 연구에서는 경영전략계획 수립시 흔히 발생하는 단기, 중기, 장기전략간의 상충관계를 합리적으로 해결하기 위하여 선형계획법(linear programming)을 이용한 의사결정 메카니즘을 제안한다. 본 연구에서 선형계획법은 경쟁관계를 고려한 제품별 최적생산량 및 해당 기대이익을 구하기 위하여 사용된다. 이와같이 본 연구에서 제안하는 양방향 추론 인공신경망 모형을 SPBINN, 즉 Strategic Planning Bi-directional Inferencing Neural Network의 약자로 명명한다. SPBINN에 적용된 학습모형은 기존에 널리 알려진 역전파학습(Backpropagation Learning) 알고리즘이고 양방향 추론이 가능하게끔 학습자료를 구성하였다. 본 연구에서 제시하는 SPBINN에 기초한 전략계획 시뮬레이션 방법론을 정리하면 다음과 같다. 첫째, 순방향 추론과 역방향 추론이 가능하게끔 학습자료와 인공신경망 모형을 구축한다. 둘째, 단기, 중기, 장기전략을 위한 인공신경망 모형을 각각 구축한다. 셋째, 선형계획법에 의하여 제품별 생산량을 구한다. 이는 단기적인 최적생산량을 의미한다. 넷째, 생산량을 입력으로 하여 순방향 추론 인공신경망 모형을 구동하여 적절한 단기, 중기, 장기전략을 구한다. 다섯째, 이들 세 전략이 서로 일치하면 수행을 멈추고 해당 전략을 최적전략으로 간주한다. 아니면, 다음단계로 간다. 여섯째, 세 전략이 불일치하면 해당전략을 기초로 역방향 추론 인공신경망 모형을 구동한다. 일곱째, 역방향 추론의 결과를 선형계획법 모형에 입력하여 각 전략별 기대이익을 구한다. 여덟째, 기대이익이 가장 큰 전략을 선택한다. 이와같은 전략계획 시뮬레이션 방법을 우리나라 화장품 시장의 경쟁상황에 적용하여 매우 유용한 결과를 얻었다.

* 성균관대학교 경영학부 교수

1. 서 론

최근 많은 기업에서는 효과적인 경영전략계획 수립을 위하여 컴퓨터를 이용하고 있다. 약품, 원유, 철강, 음식, 전자장비등 많은 부문에서 전략계획 실무자들은 그들의 효과적인 의사결정을 위해 컴퓨터를 활용하고 있다. 예를 들어 Naylor & Schauland (1976)에 의하면 북미 및 유럽내의 약 2,000여 기업을 대상으로 조사한 결과, 이들 기업중 상당수가 경영전략계획 수립을 위해 컴퓨터를 활용하고 있는 것으로 나타났다. 경영전략계획 수립시 컴퓨터를 활용하면 광범위한 제약조건과 자료를 정밀하게 분석할 수 있다는 장점이 있다. 그러나, 경영전략계획 수립을 위하여 어떠한 계량모형을 이용하느냐는 전략계획가의 기호에 달려있기 때문에 일반적으로 막연히 어렵다고 인식되고 있는 인공지능적인 모형이나 기법들은 이와같은 컴퓨터를 활용한 경영전략계획 수립과정에서 배제되는 경향이 많다.

본 연구에서는 효과적인 경영전략계획 수립을 위하여 양방향 추론이 가능한 인공신경망 모형을 제안한다. 일반적으로 경영전략계획을 수립하기 위해서는 다양한 시나리오 분석을 수행하게 되는데, 이러한 분석을 하기 위해서는 주어진 조건에 의한 결과를 추론하는 것뿐만이 아니라, 특정 전략목표를 달성하기 위하여 필요한 조건을 확인하는 것도 매우 유용하다. 이러한 경영전략계획 수립에 수반된 추론을 보다 지능적으로 하기 위하여 본 연구에서는 인공신경망 모형을 기초로 양방향 추론 방법을 제시한다. 특히 인공신경망은 경영전략계획 문제를 분석함에 있어서 타 분석 방법론들이 갖지 못하는 장점을 가지고 있는데, 예를 들면 정량적 변수와 정성적(定性的)인 변수가 혼합된 자료를 처리할 수 있고, 대규모 병렬성 및 학습기능을 통하여 변화하는 환경에 적응할 수 있다는 장점이 그것이다. 일반적으로 경영전략계획 문제를 분석할때 가장 유의해야 할 사항은 첫째, 기업이 처해 있는 환경은 계속 변하며, 대부분의 분석 자료들이 많은 잡음(noise)을 가지고 있다는 점과 둘째, 주어진 문제에 대해 고려해야할 변수가 너무나 많고 그중에는 정성적 변수들이 포함되는 경우가 일반적이라는 사실이다. 이와같은 경영전략계획 문제를 기존의 통계학적 분석 방법론만으로 해결하고자 할 경우, 상황변화에 대한 적응이 힘들고 분석 자료가 갖는 분포에 대한 엄격한 가정이 충족되지 못하는등 방법론상의 어려움이 많다. 따라서 대규모 병렬성 및 학습을 통한 자기 적응성의 특징을 갖는 인공

신경망은 기존의 경영전략계획 방법론이 갖는 한계를 극복할 수 있을 뿐만이 아니라, 경영전략계획 수립을 위한 인공지능 시스템의 구축에 있어 최대 장애가 되는 지식획득 작업을 위한 대안도 될 수 있기 때문에 복잡한 경영전략계획 문제의 해결에 있어서 매우 유용한 도구로 활용될 수 있다.

이와같은 인식하에 본 연구에서는 다음과 같은 방법론을 제안한다.

(1) 인공지능망을 경영전략계획 수립을 위한 시뮬레이션 모형으로 사용하여 보다 상황적응적이고 지능적인 전략계획을 수립하고자 한다. 기존의 방법들은 이미 정의된 문제 또는 기존의 자료와 조금만 다른 자료가 입력되어도 그 성과가 급격히 저하되는 문제점이 있으나, 인공지능망은 환경 적응적인 특성을 가지고 있기 때문에 예상하지 못한 환경변화에 대해서도 유용한 전략을 제시할 수 있다.

(2) 인공지능망과 선형계획법을 결합하여 단기, 중기, 장기 전략계획간에 서로 상충되지 않는 경영전략 계획 수립이 가능함을 보이고자 한다.

결국, 본 연구에서 중점적으로 다루어질 부분은 ① 효과적인 경영전략계획 수립을 위하여 인공지능망 모형과 선형계획법 모형을 결합한 전략계획 시뮬레이션 모형을 구축하는 것과, ② 이를 이용한 장기, 중기 및 단기 전략계획의 수립방향을 제시하는 것과, ③ 이들 세 전략이 서로 일치하지 않을때 이를 해결하기 위한 의사결정 메카니즘을 제시하는 것이다. 한편 이와같은 경영전략계획 시뮬레이션 방법론의 유용성을 증명하기 위하여 국내 화장품 시장에 적용하여 그 결과를 분석하기로 한다.

2장에서는 인공지능을 이용한 전략계획 시스템에 관한 기존연구를 살펴보고, 3장에서는 SPBINN의 특징에 대하여 설명한다. 4장에서는 인공지능망의 기본개념과 그 특징에 대하여 간단히 서술하며, 5장에서는 본 연구에서 실험대상으로 하고 있는 화장품 회사의 특징과 고려되어야 할 전략들에 대한 설명이 제시된다. 6장에서는 SPBINN의 설계 및 구조에 대해 상세히 설명하고, 7장에서는 SPBINN에 의한 실제적인 전략계획 시뮬레이션 과정과 그 결과를 소개한다. 마지막으로 8장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 인공지능을 이용한 전략계획용 시스템에 관한 기존연구

본장에서는 인공지능망과 전문가시스템등 인공지능 기법을 이용한 전략계획용 시스템 개발 사례를 중심으로 고찰하고자 한다. 특히 전문가시스템은 전문가들의 문제해결 방안을 모방하는 시스템이기 때문에, 전략계획 부문에서도 전략계획 수립 전문가의 지식을 이용한 전문가시스템이 충분히 개발될 수 있다 (Ashmore 1989; Bidgoli & Attaran 1988; Mockler 1989, 1992). 그러나, 이러한 전략계획을 위한 인공지능 시스템은 사실 일반에 널리 알려져 있는 것이 드물다. 왜냐하면, 전략계획 부문은 고도의 전문지식이 요구되는 분야이기 때문에 이 부문을 담당하는 전문가를 발굴하기가 용이하지 않고, 설사 그러한 전문가를 찾았다고 할지라도 그 전문가로부터 적절한 지식을 추출하는 것도 상당히 어려운 작업이 되기 때문이다. 또한 대부분의 회사에서는 전략계획 부문에 관한 모든 자료가 대외비로 처리되는 것이 일반적이기 때문에, 외부의 전문가가 그 회사의 전략계획을 위한 시스템을 개발하기 보다는 자체적으로 개발하는 경우가 일반적이다. 이러한 인식하에 본장에서는 기존 문헌조사에 기초하여, 상업화된 시스템, 회사에서 개발하여 사용되고 있는 시스템을 중심으로 전략계획 문제를 위한 인공지능 시스템의 개발 및 활용현황을 서술하기로 한다.

우선 상업화된 전략계획 시스템으로서는 Alacrity (Cook & Sterling 1989)가 본격적으로 상업화된 최초의 전략계획용 전문가시스템일 것이다. 이는 여러개의 하부시스템으로 구성된 통합시스템으로서 자체적으로만 쓰일 수도 있고, 또는 다른 시스템과 결합되어 사용될 수도 있다. 이는 다음과 같은 주요 하부시스템으로 구성되어 있다.

①Alacrity Strategy

이는 담당 전략계획 전문가와 인터뷰를 하여 주요 지식을 정리할 때 유용하게 이용될 수 있는 시스템이다. 100개의 전략적 질문을 던지기 위하여 3000개의 의사결정규칙을 갖고 있다.

②Alacrity Report Writer

사용자로 하여금 전략보고서 및 마케팅 보고서를 잘 작성할 수 있게끔 도와주는 시스템이다.

③Resource Allocation

의사결정 행렬을 이용하여 잠재적인 투자대상, 프로젝트, 제품, 그리고 사업등을 비교한다.

사용자는 이를 이용하여 BCG행렬을 포함한 다양한 포트폴리오 모형을 구축할 수 있다.

④Competitive Advantage

사용자와 경쟁관계에 있는 회사간의 원가요인을 비교분석하기 위하여 여러가지 계량모형을 제공한다.

⑤NetProphet

이는 특정부서, 제품, 고객 및 계약의 이익성(profitability)에 관한 전략적 의사결정의 결과를 알려준다.

⑥Alacrity Finance

전략의 재무적 결과를 분석하고 예측하는 재무모형이다.

⑦Knowledge Seeker

데이터베이스를 통계적으로 분석하여 각 자료간에 중요한 관계가 있는지 여부를 확인한다. 회사에서 개발하여 사용하고 있는 인공지능 시스템은 Intelligent Systems in Business (Richardson & DeFries 1990), The Rise of the Expert Company (Feigenbaum et al 1988), Expert Systems (Walker & Miller 1989), Expert Systems in Business and Finance (Watkins & Eliot 1991), Innovative Applications of Artificial Intelligence (Schorr & Rappaport 1989)등에 나와있는 자료를 근거로 하여 살펴보기로 한다. Carter Hawley Hale Stores사는 미국 전역을 커버하는 소매체인점인데 이 회사에서는 전문가시스템을 이용하여 전국의 645개 지역의 판매담당자가 업무계획을 수립할 수 있도록 지원하는 AS-MESC (Area Sales Manager Expert System Consultant)를 개발하였다. 이 시스템은 종업원 채용문제, 판매문제, 종업원 동기부여문제, 상품진열 등의 문제를 진단하고 그 해결책을 제시할 수 있다 (Todd 1989). MCI사는 1989년 컴퓨터월드(Computerworld)가 선정하는 10대 기업중의 하나로 선정된 회사인데 이 회사에서는 인공지능 기법을 이용한 전략계획 전문가시스템을 개발하여 여러 전략응용문제에 적용하고 있다 (Bernstein 1989). Commercial Prospect Advisor는 내부 또는 외부 데이터베이스를 이용하여 판매원들에게 예상고객의 인구통계학적인 자료를 제시한다. 또다른 전문가시스템인 Pricer는 현재의 요금율을 on-line으로 제공하여 판매담당자로 하여금 보다 정확하고 적절한 가격을 고객에게 제시할 수 있도록 지원한다. Niagara Mohawk Power사는 FRAS (Fire Risk Assessment System)라는 전문

가시스템을 개발하여 회사의 서비스센터 입지선정을 기획하고 있다 (Coursey et al 1988). 입지선정을 위해서는 여러가지 소방안전 관련법규 뿐만 아니라 다른 위험요소를 동시에 고려하여야 하는데, FRAS는 해당 입지선정을 위한 적절한 요인들을 사용자에게 제시하고 그에 따른 가중치를 고려한 대안을 제시한다. 이와같이 제시된 대안은 비용이나 위험측면에서 가장 최적의 대안이 된다. Aries Club (Alvey Research in Insurance Expert Systems)에서는 두개의 전문가시스템을 개발하여 보험업무에 적용하고 있는데, 즉 Fire Risks Underwriting System과 Equity Selection Investment Advisor가 그것이다 (Butler & Gary 1989). Fire Risks Underwriting System은 화재위험을 고려한 보험요율을 계산하기 위한 시스템이다. 이 시스템은 ①건물의 물리적 건축상황 ②난방시스템 ③관리 및 보수유지 ④위치 (주변의 입지상황까지 고려한) ⑤화재방지 장치 등에 관한 질문을 던지는데 그에 따른 답변은 “very good”에서 “fundamental adversity”까지의 5점측정 (five-point scale)으로 평가된다. 출력으로는 위험도를 받아들여야 하는지 여부와 받아들인다면 구체적인 보험요율은 얼마가 되는지에 대해서 사용자에게 제시된다. 두번째 시스템인 Equity Selection Investment Advisor는 생명보험 자산구성에 관한 전략계획 과정을 지원한다. 이 시스템은 두개의 서로다른 시스템을 가지고 있는데, 하나는 통계적 분석시스템이고 다른 하나는 사느냐 마느냐에 관한 판단 분석 시스템이다.

한편, Northrop사에서는 Manufacturing Process Planner라는 시스템을 개발하여 제조계획 과정을 지원하고 있다. 이 시스템에 의하여 원자재를 전투기 제조를 위한 20000개 이상의 완성부품으로 변환시키는 복잡한 공정을 자동화하고 있다. 운송업계에서는 여러 전문가시스템을 개발하여 기획부문에 효과적으로 활용하고 있다 (Harmon 1988). Aeroplan은 비행기 연료를 운송하고 배분하기 위해 사용된다. GADS(Gate Assignment Display System)는 시카고의 O'Hare 국제공항에서 사용되고 있는 출입구 배분 일정계획을 위한 전문가시스템이다. 이는 50개 이상의 서로다른 출입구에 하루 400대 이상의 항공기를 배분하고 있다. GADS와 비슷한 전문가시스템으로서는 Gatekeeper가 있는데 이는 텍사스 항공사에서 개발되어 고객의 수하물과 고객에 대한 각종 정보를 분석하는 시스템이다. 이 정보를 이용하면 항공기 연착이나 여유있는 출입구의 상황을 활용하여 텍사스 항공사 터미널을 통하여 이동하는 고객의 움직임을 효과적으로 최적화할 수 있다 (Newquist 1990; Fisher 1988). 법인세 자문에 관한 전

문가시스템으로서 널리 활용되고 있는 ExperTAX외에도 (Shpilberg et al 1986), Coopers & Lybrand에서는 국제세무 영역이라는 매우 어려운 분야를 위한 CLINTE라는 전문가시스템을 개발하였다 (Gleeson & West 1989). CLINTE는 국내 및 국제 세금계획을 부분적인 기업모형에 적용하는 시스템이다. 이는 사용자가 정의하는 제약조건하에서 해당기업의 납세 전략을 최적화하는 기능을 갖고 있다. 이는 기업합병 및 인수와 같은 미래지향적인 업무를 위해서도 유용하게 사용될 수 있는 시스템이다. IBM사와 Anderson자문회사에서는 기업의 전략계획 문제를 효과적으로 해결하기 위하여 전략계획 전문가시스템을 집중적으로 연구하고 있다 (Rowe 1989). 예를 들어 Anderson자문회사에서는 Competitive Spectrum모형을 개발하여, 해당기업이 동종산업내의 다른 경쟁기업과 비교하여 어떠한 강점과 약점을 가지고 있는지를 분석하므로써 그 회사의 경쟁유형을 결정하도록 지원하고 있다. 이 모형은 Hiddings (1989)의 연구에서 그 성과가 성공적으로 입증되었다.

IBM사는 100개이상의 전문가시스템을 개발하여 자사에서 활용하고 있다. 그러한 시스템중에서 여러개가 전략계획문제를 위해 이용되고 있는데, 그중 두가지를 소개하기로 한다. 첫째로 The Strategist는 사용자로 하여금 자사의 현재상품 또는 계획중인 제품을 분석하게 하고 그에 따라 해당제품에 대한 적절한 전략을 제시하는 시스템이다. 이 시스템은 특히 제조업에서 사용되게끔 설계되어 있다 (Schumann 1990). The Strategist에서는 제품의 전략을 결정하기 위하여 포트폴리오 모형을 사용하고 있는데, 특히 다음과 같은 다섯가지 제품관련 차원의 기준을 이용하고 있다. 즉, ① 시장에서의 유인도 (attractiveness), ②해당기업의 시장내에서의 경쟁적 위치, ③해당기업이 가지고 있는 기술의 유인도, ④해당기업이 갖고 있는 기술의 강점, ⑤자원의 확보여부. The Strategist는 SIM/C (Strategic Information Management Consultant)라고 불리는 시스템의 주요부분에 해당된다. 둘째로 S*P*A*R*K라는 시스템인데 이는 다양한 정보기술의 장점을 해당회사의 전략계획 수립에 보다 효과적으로 적용하기 위한 시스템이다 (Gongla 1989). 이러한 시스템을 이용하면 경영자는 여러가지 정보기술을 자사의 특성에 맞게 적용할 수 있으며 그에 따라 보다 경쟁우위적인 전략을 수립할 수가 있는 것이다. S*P*A*R*K는 세가지 모듈을 갖고 있는데 첫번째 모듈은 사용자에게 일련의 질문을 던져 어느분야에 가장 효과적으로 정보기술이 적용될 수 있는지를 찾아낸다. 즉, 고객과의 관련성 강화, 원가우위 확보, 제품 질의 향상, 새로운 경쟁자의 출현방지, 또는

협상력 향상 등의 분야가 대상이 될 수 있다. 두번째 모듈은 경쟁업체가 컴퓨터 정보시스템 기술을 이용하여 과연 어떻게 경쟁력을 갖추게 되었는지, 그에 대한 사례를 제공한다. 세번째 모듈은 브레인스토밍 (brainstorming)과 같은 다양한 방법을 이용하여 해당회사에 알맞는 구체적인 전략수립 방안을 제시한다.

대학교에서도 전략계획용 인공지능 시스템 구축에 관한 많은 연구가 이뤄지고 있는바, Massachusetts대학에서는 제품계획 과정에 초점을 맞춘 프로젝트를 수행하였고 (Abraham 1990), Michigan대에서도 경쟁기업의 강점과 약점, 기술추세 및 시장내에서의 기업의 경쟁적 위치등을 평가하는 이론적인 모형을 개발하였다. 이밖에 St. John's 대학에서도 인공지능적인 기법을 이용한 전략계획 수립에 관한 많은 연구를 시도하였다 (Mockler 1989, 1992). 한편, 국내의 경우 인공신경망을 이용한 전략계획 수립이 기존의 전문가시스템을 이용한 전략계획 수립보다 상황변화시 더 유용하다는 것을 밝혔고 (이건창 1992), Lee & Lee (1987)의 연구에서는 전문가시스템에 의하여 장기 전략계획과 단기 전략계획을 효과적으로 수립할 수 있는 가능성을 보여주었다.

3. SPBINN의 특징

서론에서도 언급하였지만 본 연구에서 중점적으로 살펴보고자 하는 것은 인공신경망을 이용한 전략계획 시뮬레이션의 유용성을 정의하고, 아울러 인공신경망과 선형계획법 모형과의 결합을 통하여 보다 지능적인 전략계획 수립이 가능함을 보이는데에 있다. 2장에서 언급한 바와 같이 인공지능 기법을 이용하여 전략계획 문제를 해결하고자 하는 많은 시도가 있어왔다. 그러나, 이에 대한 구체적인 실증분석과 관련된 논문은 발표되지 않았다. Holloway & Pearce (1982)는 선형계획법을 이용한 전략계획의 가능성을 보여주었다. 그러나, 선형계획법과 같은 수리계획 모형만 가지고는 수시로 변화하는 경영전략계획 환경에 적절히 적응할 수가 없다. 이러한 변화를 효과적으로 반영하기 위해서는 보다 지능적이고 학습능력이 있는 구체적인 방법론이 필요하다. 이러한 관점에서 볼때, 본 연구에서는 강력한 일반화 효과 (generaliz-

zation effect) 및 학습효과 (learning effect)로 주목을 받고 있는 인공신경망을 전략계획 시뮬레이션의 주요 방법론으로 이용하고, 기존의 대표적인 최적화 기법중의 하나인 선형계획법 모형과 결합하므로써 단기, 중기, 장기전략간에 상충됨이 없는 경영전략계획 수립이 가능함을 보이고자 한다.

이를 위하여 본 연구에서 제안하는 SPBINN은 기존의 연구와는 달리 인공신경망의 장점과 선형계획법 모형의 효과적인 문제해결능력을 결합하여 보다 구체적이며 지능적인 전략계획 수립을 위한 시스템이다.

특히 인공신경망은 정량적인 요인뿐만 아니라 정성적인 요인까지도 동시에 처리할 수 있는 기능이 있기 때문에, 정량적인 요인과 정성적인 요인이 복잡하게 연결되어 있는 경영전략계획 수립문제에 인공신경망은 효과적으로 적용될 수 있다 (이건창 1992). 본 연구에서 제시하는 SPBINN시스템이 갖는 장점은 다음과 같다.

1) 대상으로 하는 전략계획 문제에 대한 입력자료와 거기에 대응하는 출력자료만 구할 수 있다면 해당 전략계획 수립에 관한 유용한 시뮬레이션 메카니즘을 구축할 수 있다.

2) 기존의 전략계획 시스템은 그 자체가 환경의 변화에 대한 대처능력이 거의 없으나, SPBINN은 인공신경망의 학습능력을 이용하고 있기 때문에 새로운 상황에서도 점차적으로 자체기능을 향상시켜 이에 대처할 수 있다.

3) 견고성 (robustness)이 있기 때문에 예측치 못한 상황에서도 근사추론이 가능하다.

이와같은 SPBINN의 장점은 기존의 전문가시스템에서는 기대하기 어려운 장점인 것이다.

4. 인공신경망의 기본개념과 특징

인공신경망은 간단한 계산능력을 가진 처리단위 또는 뉴런(neuron)들이 서로 복잡하게 연결된 컴퓨터 시스템으로써 외부에서 주어진 입력에 대하여 동적인 반응을 할 수 있다. 그렇기 때문에 견고성과 학습성을 가지고 있다 (Zeidenberg 1990; Lippmann 1988). 이러한 특징은 결국 인공신경망을 구성하고 있는 다수의 뉴런끼리의 상호연결성에 기인한 것이다. 뉴런은 생

체내의 신경세포와 비슷한 것으로서 가중치화된 상호연결선으로 서로 연결되어 있다. 가장 일반적으로 많이 사용되고 있는 인공신경망 모형은 Rumelhart 등(1986)이 제안한 역전파 학습(Backpropagation Learning) 인공신경망 모형으로서, 이는 입력층(input layer)에서 은닉층(hidden layer), 은닉층에서 출력층(output layer)으로 각 뉴런이 서로 연결이 되어 있는 것이 특징이다. 각각의 뉴런은 주어진 학습자료를 학습하는 ‘학습기능’(learning function)과 상호연결된 또 다른 뉴런에 그 처리결과(activation)를 보내는 ‘전달기능’(transfer function)이 있다. 특히 전달기능을 위하여 사용되는 전이함수는 일반적으로 S자형 함수인 sigmoid함수를 사용한다. 입력층은 환경과 상호반응하며 외부입력을 받아 인공신경망에 전달하는 역할을 한다. 또한 출력층은 주어진 외부 입력에 대한 적절한 출력을 내보내는 역할을 한다. 한편 입력층과 출력층 사이의 신경망층을 은닉층이라고 하며 이는 주어진 입력으로부터 특성을 추출하여 출력층으로 보내는 기능을 한다. 은닉층의 수와 뉴런수는 적용문제에 따라 달라지며, 따라서 그 타당성은 실험을 통해서 확인하여야 한다(Lippmann 1988). 만약 입력자료가 특성추출이 용이하지 않은 자료로 구성되어 있으면, 그러한 입력자료로부터 고차원의 특성을 추출하기 위해서는 여러개의 은닉층이 요구된다.

반면에 입력자료가 이미 어느 정도 고차원의 특성치를 나타내고 있으면, 하나 또는 두개 정도의 은닉층만 있어도 거의 모든 형태의 문제 해결 공간을 구성할 수 있다(Lippmann 1988). 한편, 서로 다른 층의 뉴런간에 형성되는 연결가중치(connection weights)는 역전파 학습과 같은 감독학습(supervised learning)에 의해서 결정되거나 또는 경쟁학습과 같은 비감독학습(unsupervised learning)에 의해서 결정된다. 특히 역전파 학습은 인공신경망 관련 응용에 있어서 가장 많이 이용되는바, 그 이유는 역전파 학습이 갖는 넓은 응용력과 높은 일반화 능력에 기인한다. 이와같은 인공신경망의 수리적 측면과 기하학적 측면은 다음과 같은 흥미있는 특징을 제공한다.

1) 견고성(robustness) : 인공신경망은 일반적으로 오류 극복성(fault tolerance)을 갖는데 이는 곧 몇몇 뉴런에 오류가 발생하여도 인공신경망의 전체적인 기능이 크게 영향받지 않음을 의미한다. 따라서 인공신경망의 성과는 오류의 정도가 증가함에 따라 점차적으로 감소하는 추세를 보임으로써, 급격히 변하는 환경이나 예측치 못했던 환경에서 인공신경망이 안정적으로 기능하는데 크게 이바지 한다. 이러한 견고성이야말로 인공신경망을 경영의사결정 분야

중에서 가장 어려운 분야중의 하나인 경영전략계획 수립분야에 효과적으로 적용될 수 있게끔 만드는 주요 특징이 된다.

2) 학습성 (learnability) : 인공지능망은 주어진 학습 입출력자료로부터 숨겨진 규칙성을 찾아낼 수 있다. 이러한 규칙성은 인공지능망내에 분산된 뉴런에 각각 저장되며, 이는 결국 지식베이스내의 지식에 해당한다. 이와 같은 인공지능망의 지식은 수리적 가중치로 표현되고 학습기법에 의하여 어느정도 자동적으로 얻을 수 있다는 점이 기존의 전문가시스템 지식베이스의 지식과 가장 다른 점이다 (이건창 1992).

5. 화장품 시장 및 분석대상 화장품 회사의 특성

우리나라의 화장품 업계에서는 태평양화학, 럭키화학, 한국화장품등의 대규모 회사뿐만 아니라 특정품목만을 집중적으로 생산하는 중소규모의 화장품 회사도 많이 있다. 그러나, 본 연구에서는 이들 화장품 회사들중에서 가장 경쟁관계에 있는 세회사를 선택하여 그 이름을 각각 X, Y, Z회사라고 명명하고 이들 회사간의 경쟁관계를 고려한 전략계획 시뮬레이션을 SPBINN으로 모형화하고 실제자료로 실험한 결과를 해석하고자 한다. 현재 우리나라에는 60여개가 넘는 화장품 회사들이 있다. 그러나, 몇몇 회사들을 제외하고는 대부분의 회사들이 영세성을 면치 못하고 있는데, 그 주된 이유로는 소비자들의 상품에 대한 충성도 때문이라 할 수 있다. 좀더 구체적으로 설명하면 화장품은 일종의 사치성 제품과 유사하기 때문에 소비자들은 화장품을 구매하는데 있어서 제품의 질 뿐만이 아니라 구매하고자 하는 회사의 인지도를 중요하게 생각하는 경향이 있다. 따라서 영세한 회사들은 우수하고 질 좋은 제품을 개발하고도 회사의 인지도 때문에 크게 성장하지 못하고, 반면에 대기업들은 더욱더 많은 매출과 매출액의 증대를 가져오는 구조적인 특성이 있다.

본 연구에서 대상으로 하는 화장품 회사의 특징을 살펴보면 우선 Y사의 경우 화장품 업계에서 상당히 많은 매출액과 시장점유율을 가지고 있으며, 많은 대리점을 가지고 있어서 신제품에 대한 유통과 판매촉진에 상당한 전략적 우위를 보이고 있다. 그리고 X사의 경우 모기업

의 탄탄한 자금을 바탕으로 80년대 중반에 본격적으로 화장품 업계에 진출하여 짧은 기간에 샴푸, 린스, 헤어 스프레이, 헤어무스 등 두발용품에 대해서는 기타 업체에 비해 절대적인 시장점유율을 보이고 있다. 또한 나머지 유아용 제품, 방향용 제품, 기초용 제품, 색조용 제품에서도 Y사 다음으로 시장을 점유하고 있다. 이렇게 짧은 기간에 높은 성장율을 가져오게 된 이유는 우선 이 기업이 신제품 개발에 주력하였으며 제품에 대한 과감한 재투자가 그 주된 이유라 할 수 있다. 마지막으로 Z사는 앞의 두 기업체에 비해 그다지 높은 시장점유율을 가지고 있지는 않지만, 오래전부터 소비자들에게 제품에 대한 충성도를 높인 까닭에 화장품 업계에서 건실한 기업으로서의 위치를 확보하고 있다. 본 연구에서 대상으로 하는 화장품의 종류는 분석의 편의를 위하여 유아용 제품만을 대상으로 한다. 유아용 제품은 화장품의 특성인 계절성과 유행성에 비교적 영향을 받지 않는 제품이다. 따라서 이 제품은 화장품이라기 보다는 생활용품에 가깝다라는 특성이 있다.

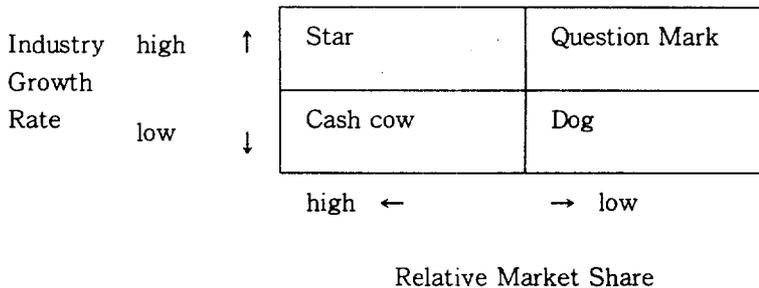
6. SPBINN의 설계 및 구조

본 연구에서는 X사, Y사, Z사의 자료를 기초로 하여, X사를 의사결정회사로 하고 나머지 Y사와 Z사를 경쟁회사로 하는 경영전략 상황을 가정한다. 따라서, SPBINN에서 분석대상으로 하는 회사는 X사이며 X사가 경쟁회사를 상대로 하여 단기, 중기, 장기 경영전략간에 상충이 없는 경영전략을 수립하는 과정을 보여주고자 하는 것이다. 이를 위하여, 본 연구에서는 BCG행렬과 Growth/Gain행렬을 경영전략 수립을 위한 주요 경영전략 모형으로 사용하고자 한다. 아울러 이 두 모형을 기초로 하여 SPBINN에서 사용하는 인공신경망 모형의 구조를 설계하였다. 따라서 본장에서는 우선 BCG모형과 Growth/Gain 모형을 설명하고 (Schendel & Hofer 1979; Wind et al 1983), 이어서 SPBINN에서 사용된 인공신경망 구조를 설명하기로 한다.

6. 1 BCG 및 Growth/ Gain모형

BCG모형은 기업이 생산하는 제품의 상대적 시장점유율 (relative market share)과 해당 산업의 성장속도 (industry growth rate)를 비교하여 그 위치를 2차원 평면에 표시한다. 이때 상대적 위치에 따라 그 제품을 “star”, “cash cow”, “question mark”, “dog”라고 분류하는데 이는 <그림 1>에 잘 나타나 있다.

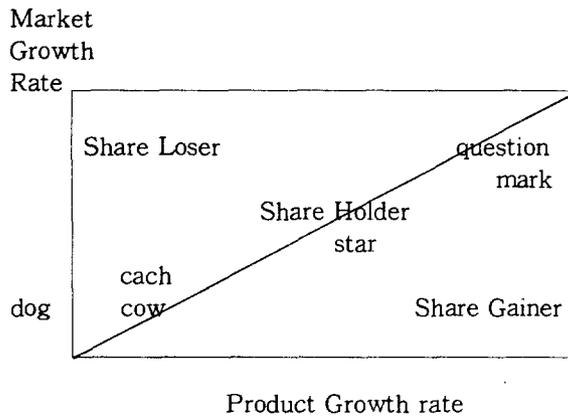
<그림 1> BCG 행렬



star로 분류되는 제품은 가장 높은 수익을 가져올 수 있다고 기대되는 제품이지만, 반면에 그 제품이 시장에서 차지하는 전략적 우위를 계속 지키기 위해서는 상당량의 현금지출 (cash outflows)이 요구되는 제품이다. 따라서 star제품은 시장의 성장속도가 둔화되고 성숙기에 접어들게 되면 기존의 전략적 위치를 변화시킬 만한 새로운 사건이 일어나기 어렵기 때문에 궁극적으로는 가장 안정적인 수익을 가져다 줄 수 있는 cash cow제품이 될 가능성이 크다. question mark 제품은 시장점유율을 높이기 위해서 많은 현금지출이 필요한 제품이다. 그러나 현금지출 결과, 해당 제품이 새로운 star제품이 되어 궁극적으로는 미래의 cash cow가 될 가능성도 있지만, 반면에 현금지출 결과가 실패하여 최악의 상태인 dog가 될 수도 있어 그 기업의 제품배합 (product mix) 대상에서 탈락될 수도 있다. 이러한 BCG행렬은 구조가 간단하고 해석 또한 쉽기 때문에 현재까지도 경영전략계획 수립분야에서 많이 쓰이고 있다. 그러나 BCG행렬은 시장전략을 반영하는 요소가 두가지 밖에 없어서 복잡하고 다양한 경쟁관계를 충분히 반영할 수가 없다는 단점이 있다.

Growth /Gain모형은 시장성장률 (market growth rate)과 대비하여 각 제품의 성장률 (product growth rate)을 표현한다. 이는 제품의 성장률을 x축에, 시장의 성장률을 y축에 표시하여 시장점유율이 증가되는 제품 (Share Gainer)의 경우는 대각선의 아래에, 그리고 시장 점유율을 잃어가는 제품 (Share Loser)은 대각선 위에 표현한다. 시장점유율을 유지하는 제품 (Share Holder)은 대각선 상에 표시되어 각 제품의 시장내에서의 점유율을 <그림 2>에서 처럼 한눈에 파악할 수 있다.

<그림 2> Growth/ Gain 행렬



또한 <그림 2>에서는 Growth /Gain 행렬에서 BCG행렬의 cash cow, star, question mark, dog 까지 표시하고 있다. 이러한 BCG모형 및 Growth /Gain모형에 기초하여 SPBINN에서 사용되는 인공신경망을 설계하기로 한다.

6. 2 인공신경망 구조의 설계

SPBINN에서 사용하는 인공신경망은 역전파학습 알고리즘을 이용하여 학습을 하기 때문에 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있다. 또한 같은 층의 뉴런은 서로 연결이 안되어 있지만, 서로 다른층의 경우는 입력층과 은닉층간에, 그리고 은닉층과 출력층간의 뉴런에 한하여 서로 완전히 연결(fully connected) 되어 있다. 인공신경망은 입력자료를 학습하고, 학습후에

는 해당 입력자료에 대한 지식베이스를 연결가중치 (connection weights) 형태로 갖기 때문에 입력자료와 비슷하거나 또는 상당히 다른 형태의 실험자료에 대하여 적절한 결과를 출력할 수 있다. SPBINN에서는 총 4가지 형태의 인공지능망 모형이 사용되었는데 그 종류는 <표 1>과 같다.

<표 1> SPBINN에서 사용된 인공지능망모형의 종류

순방향 인공지능망 모형	모형-1 생산량 → BCG /GG	모형-2 BCG /GG → 전략
역방향 인공지능망 모형	모형-3 전략 → BCG /GG	모형-4 BCG /GG → 생산량

* GG: Growth /Gain의 약자

순방향 (forward) 인공지능망 모형중의 하나인 모형-1 은 특정제품의 생산량이 입력되면 출력층에서 해당제품에 대한 시장내에서의 경쟁적 위치를 BCG모형과 Growth /Gain모형에 의하여 출력하며, 모형-2 는 BCG행렬과 Growth /Gain행렬상의 위치를 입력으로 하여 출력층에서 전략이 유도되는 모형이다. 한편, 역방향 (backward) 인공지능망 모형중의 하나인 모형-3 은 특정제품에 대한 전략을 입력으로 하여 그에 상응하는 BCG행렬값 및 Growth /Gain행렬값을 출력하는 모형이다. 또한 모형-4 의 경우는 BCG행렬과 Growth /Gain행렬값을 입력으로 하여 그에 대한 적절한 제품생산량을 출력하는 모형이다. 결국 순방향 인공지능망 모형은 전체적으로 보아 특정제품에 대한 생산량을 입력으로 하여 그에 대한 적절한 전략을 유도하는 모형이고, 역방향 인공지능망 모형은 전체적으로 보아 특정제품에 대한 전략을 입력으로 하여 그에 대한 적절한 생산량 (즉, 수익을 최대화하는 생산량)을 유도하는 모형이다. 그렇다면 왜 이러한 순방향 인공지능망 모형과 역방향 인공지능망 모형이 필요한가? 이들 두 모형은 단순히 방향을 달리하는 인공지능망 모형이 아니라, 순방향 인공지능망 모형의 경우는 “경쟁전략지향” (Competitive Strategy-Oriented) 인공지능망 모형이고, 역방향 인공지능망 모형은 “What-If분석 지향” (What-If Analysis-Oriented) 인공지능망 모형이기 때문이다. 즉, 순방향 인공지능망 모형은 제품 생산량을 입력으로 하여 그에 대한 적절한 전략을 유도하

는 모형인 반면에, 역방향 인공지능망 모형은 목표 전략을 효과적으로 달성하기 위해서 BCG 모형 및 Growth / Gain 모형상에서 어떠한 경쟁적 위치를 차지하여야 하며 그에 따른 적정한 생산량이 얼마인지를 구할 수 있는 모형이기 때문이다. 이러한 두 모형을 <표 1>에서와 같이 4가지의 세부모형으로 다시 분류한 이유는 ① 해당 전략 유도과정을 보다 자세히 제공하므로써 추가적인 정보를 얻을 수 있다는 점과 ② 모형 학습후에 다양한 What-If 분석을 수행할 수 있다는 장점이 있기 때문이다. 다음절에서는 순방향 인공지능망 모형과 역방향 인공지능망 모형에 사용되는 각종자료를 생성하는 과정과 이를 구체적으로 인공지능망 모형으로 표현하는 과정을 설명하기로 한다.

6. 3. 생산량 자료 생성과정 및 인공지능망 모형

생산량 자료를 위하여 준비된 자료는 X, Y, Z사의 88년부터 91년까지의 월별 생산량 및 시장점유율 자료이다. 앞에서 설명한 바와 같이 본 연구에서 고려하는 전략수립 회사는 X사이며, 제품은 해당 X사의 유아용 제품으로 한정한다. 그러나, 본 연구에서 필요한 충분한 전략 계획 시뮬레이션을 하기 위해서는 4년간의 월별자료 48개만으로는 부족하기 때문에 균일분포(uniform distribution)를 이용한 시뮬레이션 방법으로 학습자료를 추가로 생성하였다. 이러한 방법은 Sastri & Malave (1993)의 연구에서도 채택되어 인공지능망을 이용한 시뮬레이션 연구에 매우 효과적으로 이용되었다. 본 연구에서 사용한 시뮬레이션에 의한 학습자료 생성과정은 다음과 같다.

확률변수 x 가 임의의 양수 A, B사이에서 균일하게 분포할 때, 해당 균일분포의 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$P(x) = \begin{cases} \frac{1}{B-A}, & A \leq x \leq B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

즉, 균일분포에서 A 와 B 사이의 모든값은 동일한 확률을 가진다. 이와같이 A와 B사이에서 정의되는 균일분포를 따르는 값 x 를 생성하기 위해서 0과 1사이의 임의의 난수 r 를 사용한다. 이를 수학적으로 표기하면 다음과 같다.

$$r = \int_A^x P(x)dx = \int_A^x \frac{1}{B-A}dx$$

$$= \frac{x-A}{B-A}$$

단, r 은 $(0,1)$ 에서 정의되는 난수이다. 따라서 A 와 B 사이에서 정의되는 균일분포를 따르는 확률변수 x 를 생성하기 위한 식은 $x=A+r(B-A)$ 로 정의된다. 이와같은 식을 이용하여 본 연구에서는 추가 학습자료를 생성하였고, 이를 기존의 학습자료와 합하여 X사의 단기전략, 중기전략, 장기전략을 추정하기 위한 학습자료를 구성하였다. 특히 중기전략을 위한 학습자료는 단기전략 학습자료에 10%~40%의 변화를 주어 만들었고, 장기전략을 위한 학습자료는 단기전략 학습자료에 50%~80%의 변화를 주어 준비하였다.

이와같은 방법을 택한 이유는 첫째, 전략계획 기간이 단기에서 중기, 그리고 장기로 확장됨에 따라 변화된 전략환경을 반영하기 위함이고, 둘째, 구체적인 변화율의 결정은 본 연구에서 실험대상으로 하는 X사의 경영전략수립 실무자들과 함께 의논하여 얻은 방법으로서, 이같은 변화를 준 후의 자료의 변화가 실제 해당기간후의 자료변화를 적절하게 반영하고 있기 때문이다. 학습자료의 수를 보면 단기전략의 경우 48개이지만, 중기전략과 장기전략의 경우 균일분포를 이용한 시뮬레이션 방법으로 생성된 학습자료의 수로 192개이다. 이상과 같은 과정으로 생성된 생산량 자료를 입력하기 위하여 본 연구에서는 <표 2>와 같은 2가지 입력형태를 사용하였다.

6. 4. BCG 및 GG모형을 이용한 제품별 전략적 위치자료 생성과정과 인공지능경망 모형

본 연구에서 사용하는 BCG모형을 구체적으로 적용하기 위하여 각 제품별로 <표 3>과 같은 기준을 적용한다. <표 3>에서 사용한 기준수치인 0.01과 0.2의 근거는 실제로 수집된 4년간의 월별자료를 기초로 하여 얻은 것이다. 즉, X사 유아용 제품이 해당 월에서 시장에서 차지하는 경쟁적 위치를 (Y사와 Z사와 비교하여) 확인하고 그러한 경쟁적 위치를 제대로 나타내는 수치를 구한 것이 바로 1%와 20%, 즉 0.01과 0.2인 것이다. 우선 cash cow의 경우 다음달의 3개 회사 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 미만으로 증가하고, 즉 산업성장율이

〈표 2〉 생산량 입력을 위한 2가지 입력형태

<p>입력형태 1</p>	<p>생산량이 최대 십만 자리를 넘지 않기 때문에, 전체적으로 일, 십, 백, 천, 만, 십만 자리에 해당하는 6개의 구분을 한다. 각 자리에는 0에서 9까지의 수가 들어갈 수 있으므로 각 자리마다 이에 해당하는 뉴런을 하나씩 주므로써 10개씩의 입력뉴런을 할당한다. 따라서 한 회사의 생산량을 입력하기 위하여 할당되는 전체 입력뉴런 갯수는 $6 \times 10 = 60$개가 된다.</p> <p>예) X사의 생산량이 186734이라고 가정하자. 십만 자리수가 1, 만 자리수가 8, 그리고 같은 방법으로 십 자리수가 3, 일 자리수가 4이므로, 십만 자리의 경우 전체 10개의 입력뉴런중에서 1에 해당되는 뉴런에만 1을 주고 나머지는 0을 준다. 같은 방법으로 만 자리의 경우 8에 해당되는 뉴런에만 1을 주고 나머지 뉴런에는 0을 준다. 나머지 자리수에 해당되는 수도 같은 방법으로 입력한다.</p> <div style="text-align: center;"> <table style="margin: auto;"> <tr> <td style="text-align: center;">100,000 자리</td> <td style="text-align: center;">10,000 자리</td> <td style="text-align: center;">...</td> <td style="text-align: center;">1 자리</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">↓</td> <td></td> <td></td> <td style="text-align: center;">↓</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0 1 2 3 4 5 6 7 8 9</td> <td style="text-align: center;">...</td> <td></td> <td style="text-align: center;">0 1 2 3 4 5 6 7 8 9</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">↓</td> <td></td> <td></td> <td style="text-align: center;">↓</td> </tr> <tr> <td colspan="4" style="text-align: center; border: 1px solid black; padding: 5px;"> 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 ... 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 </td> </tr> </table> <p>입력층</p> </div>	100,000 자리	10,000 자리	...	1 자리	↓			↓	0 1 2 3 4 5 6 7 8 9	...		0 1 2 3 4 5 6 7 8 9	↓			↓	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 ... 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0													
100,000 자리	10,000 자리	...	1 자리																												
↓			↓																												
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9	...		0 1 2 3 4 5 6 7 8 9																												
↓			↓																												
0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 ... 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0																															
<p>입력형태 2</p>	<p>생산량의 각 자릿수에 해당하는 수를 각각 소숫점으로 만들고 이를 각각의 뉴런으로 할당하는 방법이다. 이 방법도 생산량의 최대 자릿수를 십만단위로 하였기 때문에 각 회사의 입력뉴런수는 6개가 된다.</p> <p>예) X사의 생산량이 186734이라면 각 자릿수에 해당하는 수를 소숫점으로 하고 이를 각각의 자릿수에 해당하는 입력뉴런에 할당하는 방법이다.</p> <div style="text-align: center;"> <table style="margin: auto;"> <tr> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">8</td> <td style="text-align: center;">6</td> <td style="text-align: center;">7</td> <td style="text-align: center;">3</td> <td style="text-align: center;">4</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">↓</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0.1</td> <td style="text-align: center;">0.8</td> <td style="text-align: center;">0.6</td> <td style="text-align: center;">0.7</td> <td style="text-align: center;">0.3</td> <td style="text-align: center;">0.4</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">↓</td> </tr> <tr> <td colspan="6" style="text-align: center; border: 1px solid black; padding: 5px;"> ● ● ● ● ● ● </td> </tr> </table> <p>입력층</p> </div>	1	8	6	7	3	4	↓	↓	↓	↓	↓	↓	0.1	0.8	0.6	0.7	0.3	0.4	↓	↓	↓	↓	↓	↓	● ● ● ● ● ●					
1	8	6	7	3	4																										
↓	↓	↓	↓	↓	↓																										
0.1	0.8	0.6	0.7	0.3	0.4																										
↓	↓	↓	↓	↓	↓																										
● ● ● ● ● ●																															

〈표 3〉 BCG 모형상에서의 제품별 전략적 위치를 구하기 위한 기준

Cash Cow(CC)	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} < 0.01$ and $MS_{i,t} \geq 0.2$
Dog	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} < 0.01$ and $MS_{i,t} < 0.2$
Star	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} \geq 0.01$ and $MS_{i,t} \geq 0.2$
Question Mark(QM)	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} \geq 0.01$ and $MS_{i,t} < 0.2$

$S_{i,t}$: i제품의 X, Y, Z 회사의 t월 총생산금액

$MS_{i,t}$: i제품의 t월 시장점유율

1% 미만이고 해당기업의 월 시장점유율이 전체시장의 20% 이상일때 CC (cash cow)로 구분하였다. dog인 경우 다음달의 3개 회사의 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 미만으로 증가하고, 해당기업의 월 시장점유율이 전체시장의 20% 미만일때 Dog로 정했다. Star인 경우에는 다음달의 3개 회사의 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 이상 증가하고 해당기업의 월 시장점유율이 전체시장의 20% 이상일때 Star로 하였으며, QM (question mark)인 경우에는 다음달의 3개 회사 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 이상 증가하고 해당기업의 월 시장점유율이 전체시장의 20% 미만일때로 하였다. 또한, Growth/Gain (GG) 모형상에서 제품별 전략적 위치를 결정하기 위한 기준은 〈표 4〉와 같다.

〈표 4〉 Growth/ Gain 모형에서 제품별 전략적 위치를 결정하기 위한 기준

Share Gainer	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} < (C_{i,t} - C_{i,t-1}) / C_{i,t}$
Share Holder	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} = (C_{i,t} - C_{i,t-1}) / C_{i,t}$
Share Loser	$(S_{i,t+1} - S_{i,t}) / S_{i,t} > (C_{i,t} - C_{i,t-1}) / C_{i,t}$

참조 : $S_{i,t}$: i제품의 X, Y, Z 회사의 t월 총생산금액

$C_{i,t}$: i제품의 t월의 해당기업 생산액

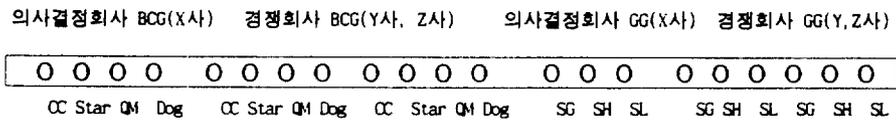
본 연구에서는 해당제품의 월 시장성장율을 X, Y, Z 3개회사의 해당제품 성장율로 가정하였다. 우선 해당제품의 월별 시장성장율 $(S_{i,t+1}-S_{i,t})/S_{i,t}$ 보다 해당제품의 특정기업 월별 성장율 $(C_{i,t}-C_{i,t-1})/C_{i,t}$ 이 더 클 경우에 그 제품은 Share Gainer로 인식하였고, 해당제품의 월별 시장성장율이 해당제품의 특정기업 월별 성장율과 같을 경우에는 Share Holder로 구분하였다. 반면에, 해당제품의 월별 시장성장율이 해당제품의 특정기업 월별 성장율보다 클 경우에는 Share Loser로 인식하였다. <표 3>과 <표 4>에서 언급한 BCG모형 및 GG모형에서의 전략적 위치에 관한 값을 인공신경망 모형에 입력할 때에는 의사결정회사 (X사)와 경쟁회사 (Y사, Z사)의 그룹으로 분류하여 다음과 같이 입력한다.

1) BCG모형에서의 전략적 위치값은 CC, Star, QM, Dog등 4가지이고, GG모형의 경우에는 SG (Share Gainer), SH (Share Holder), SL (Share Loser) 등 3가지이므로 한 회사당 각각 7개씩의 입력뉴런을 할당한다.

2) 각 입력뉴런이 갖는 값은 0또는 1로서 만약 어느 회사의 특정제품이 BCG모형에서 차지하는 전략적 위치가 Star이고 GG모형에서의 전략적 위치는 SH라면, 7개의 입력뉴런중 BCG모형의 Star와 GG모형의 SH에 해당하는 입력뉴런에만 1이 주어지고, 나머지 입력뉴런은 모두 0을 갖게 된다.

<그림 3>은 BCG모형과 GG모형을 이용하여 결정된 특정제품의 전략적 위치를 인공신경망 모형의 입출력하는 입력층으로 도시한 것이다.

<그림 3> 특정제품에 있어서 BCG/ GG모형을 이용한 전략적 위치 입력을 위한 인공신경망 모형의 입출력층



6. 5. BCG모형을 이용한 전략구분

이미 설명한 바와 같이, 본 연구에서는 X사를 의사결정회사로 하여 해당회사 제품인 유아

용 제품을 분석대상으로 한다. 유아용 제품에 대한 경영전략으로서는 ‘광고전략’과 ‘제품가격 전략’을 고려하였는바, 이는 X사의 경영전략 실무진들이 주로 취하는 전략이다. 특히 본 연구에서는 경쟁회사의 전략을 고려하면서 X사의 전략을 수립하기 때문에, 경쟁회사의 규모에 따라서 가중치를 달리 주어 보다 현실적인 전략수립을 도모하였다. X사가 생산하는 5개 제품군 중에서 계절성과 유행성에 별로 영향을 받지 않는 제품이 유아용 제품이다. 즉, 어린이용 로션, 크림, 오일 등과 같은 유아용 제품은 어린이 피부와 관계가 있고 화장품이라기 보다는 생활용품과 가까운 제품이다. 우선 유아용 제품을 위한 광고전략은 소비자들이 자주 접하는 TV 광고의 횟수를 광고전략의 주요 통제변수로 사용하였다. 본 연구에서는 광고전략의 종류를 5가지로 하였는데 즉 기존 광고비의 ①15% 이상 증대전략, ②10% 증대전략, ③5% 증대전략, ④유지전략, ⑤5% 감소전략으로 분류하였다. 예를 들어 X사 제품이 BCG행렬상에서의 전략적 위치가 star인데 경쟁회사 제품의 전략적 위치가 QM이라면, X사는 궁극적으로 star를 cash cow로 바꾸어야 하기 때문에 좀더 많은 광고를 할 필요가 있다. 결국 X사는 광고비를 증가시키는 전략을 사용하여야 한다. 한편, 제품가격 전략의 경우 기존 제품가격의 ①5% 인하전략, ②3% 인하전략, ③1% 인하전략, ④유지전략, ⑤3% 인상전략과 같은 5가지 전략을 사용하였다. <표 5>는 경쟁회사 제품의 시장내에서의 전략적 위치를 감안한 전략을 보여주고 있다. <표 5>에서 BCG모형만을 사용한 이유는 전략구분에 있어서 GG모형보다 전략 구분력이 훨씬 뛰어나기 때문이다. 아울러 GG모형은 단독으로 사용되기 보다는 BCG모형의 보조모형으로서의 역할을 하기 때문이며, 또한 X사에서는 BCG모형에 기초하여 전략을 구분하고 있기 때문이다. 한편, <표 5>에서 제시한 BCG모형을 기초로 한 전략구분 기준은 이론적으로 모든 경우의 수를 고려한 것이 아니다. 이는 어디까지나, 기존의 4년간의 자료에서 얻을 수 있는 경우의 수만을 고려한 것이다. 따라서 여기에 해당되지 않은 경우는 인공신경망의 일반화 효과에 의하여 적절한 전략으로 구분될 것이다. 예를 들어, X사, Y사, Z사의 BCG상의 위치가 (CC, QM, QM)이면 이와 비슷한 경우인 (CC, CC, CC)에 해당되는 전략으로 구분될 것이다. 그러나, 여기에서 지적하고 넘어가야 할 것은 경영전략 수립을 위하여 기존의 전문가시스템을 수립한다면 모든 경우의 수를 감안하여 지식으로 확보하고 있어야 하지만, 인공신경망을 이용하는 SPBINN의 경우는 그렇게 할 필요가 없다는 것이다. 인공신경망은 과거자료에서 학습한 내용을 기초로 새로운 경우에 대하여 적절하게 추론할 수 있는 일반화 효과가 있으며, 아

올러 본 연구에서 제안하는 SPBINN의 경우 이러한 일반화 효과를 더욱 높이기 위하여 양방향 추론방식을 제안하고 있기 때문이다.

결국 이와같은 광고전략과 제품가격 전략을 인공신경망의 입출력 뉴런으로 표현하면 광고 전략의 경우 5개의 뉴런, 제품가격 전략의 경우 5개의 뉴런이 필요하므로, 이들 전략을 표현하기 위해서는 전체 10개의 뉴런이 필요하다. 10개의 뉴런중 해당되는 뉴런에만 1이 주어지고, 나머지는 0이 주어지는 것은 생산량의 경우와 동일하다. 이를 인공신경망 모형의 입출력 뉴런으로 도시하면 <그림 4>와 같다. 이상의 내용을 전체 인공신경망 구조로 표현하면 <그림 5>와 같다. 즉, 순방향 인공신경망 모형은 유아용 제품의 생산량을 입력으로 하여 BCG /GG모형

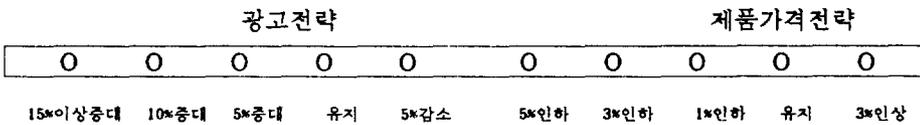
<표 5> 유아용 제품의 전략수립

의사결정회사	경쟁회사		광 고 전 략	제 품 가 격 전 략
	X사	Y사		
BCG : CC	BCG : CC CC D D	BCG : CC D CC D	유 지 5% 증대 5% 감소 5% 감소	5% 인하 유 지 1% 인하 3% 인하
BCG : S	BCG : S S QM QM	BCG : S QM S QM	10% 증대 10% 증대 5% 증대 유 지	5% 인하 3% 인하 유 지 1% 인하
BCG : QM	BCG : S S QM QM	BCG : S QM S QM	15% 증대 10% 증대 5% 증대 5% 증대	1% 인하 유 지 유 지 유 지
BCG : D	BCG : CC CC D D	BCG : CC D CC D	15% 증대 15% 증대 유 지 유 지	5% 인하 5% 인하 3% 인하 1% 인하

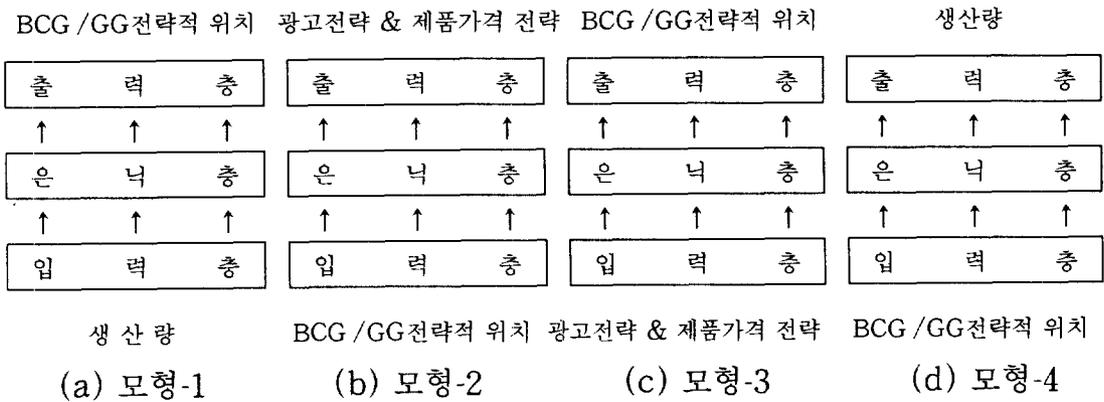
(참조) CC:cash cow S:star QM:question mark D:dog

에 의한 시장내에서의 전략적 위치를 중간출력으로 얻을 수 있고, 최종적으로는 해당 전략적 위치에 합당한 광고전략과 제품가격 전략을 산출할 수 있다. 반면에 역방향 인공신경망 모형은 유아용 제품의 광고전략과 제품가격 전략을 입력으로 하여 BCG /GG모형에 의한 전략적 위치를 중간출력으로 산출하고, 최종적으로는 그에 대한 생산량을 출력으로 한다.

〈그림 4〉 특정제품에 있어서의 시장전략을 위한 인공신경망 모형의 입출력층



〈그림 5〉 SPBINN에서 사용하는 4가지 인공신경망 모형의 구조



7. 실험결과 및 의의

본 연구에서는 C로 작성된 NETS (NASA, version 2. 01)라는 프로그램을 이용하여 인공신경망의 지식베이스를 구축하였다. NETS는 역전파 학습(backpropagation) (Rumelhart et al 1986)을 이용하는 다양한 응용문제에 적용될 수 있고, 특히 메뉴형태로 되어 있어서 초

보자도 손쉽게 사용할 수 있다는 장점이 있다. 아래의 표는 각 인공지능망 모형에 대한 입력 형태와 해당 자료수 및 뉴런의 개수를 정리한 것이다. 특히 모형-1과 모형-4에 대한 생산량 입력형태의 결정은 각 인공지능망 모형별로 두가지 입력형태로 학습한 후 가장 인식도를 나타내는 입력형태로 결정한 것이다. 모형-2와 모형-3은 생산량을 사용하지 않으므로 생산량 입력형태와 무관하다.

〈표 6〉 인공지능망 모형과 학습형태

인공지능망 모형	생산량 입력형태	자료의 종류	자료수	뉴런의 개수	
				입력뉴런수	출력뉴런수
모형-1	1	단기자료	48	60	21
		중기자료	48	60	21
		장기자료	48	60	21
모형-2	해당사항 없음	단기자료	192	21	10
		중기자료	192	21	10
		장기자료	192	21	10
모형-3	해당사항 없음	단기자료	192	10	21
		중기자료	192	10	21
		장기자료	192	10	21
모형-4	2	단기자료	192	21	6
		중기자료	192	21	6
		장기자료	192	21	6

본 사례에서는 SPBINN을 이용하여 단기전략, 중기전략, 장기전략간의 마찰관계를 분석하고, 마찰이 발생하였을때 이를 효과적으로 해결하는 전략계획 시뮬레이션 과정을 소개하기로 한다. 본 연구에서 제안하는 전략계획 시뮬레이션은 2단계로 구성되어 있는바, 1단계에서는

경쟁관계를 고려한 선형계획법 모형에 의하여 제품별 생산량을 결정한다. 이를 통하여 단기전략, 중기전략, 장기전략별 기대이익을 각각 구할 수 있다. 그러나, 이러한 각 전략별 기대이익은 단기적 관점에 의한 이익이므로, 이러한 이익이 과연 중기적 또는 장기적인 관점에서도 유효할 것인가를 검토하여야 한다. 이를 위한 단계가 2단계이다. 2단계에서는 단기전략에 의한 단기이익, 중기전략에 의한 중기이익, 그리고 장기전략에 의한 장기이익을 비교하여 가장 많은 기대이익을 보장하는 전략을 최종적인 경영전략으로 선택하는 과정이다.

1단계: 선형계획법 모형에 의한 생산량 결정

우선 X, Y, Z사가 유아용 제품을 주요 전략통제 가능변수로 간주한다고 가정하자. 이들 3개 회사가 서로 자사의 이익을 최대화 하고자 하는 경쟁관계속에서 X사가 자사의 이익을 최대로 하는 경영전략계획을 수립하고자 한다. 이때 단기전략, 중기전략, 장기전략에 의한 이익을 분석하여 이들 세 전략이 서로 상충되는 것을 최대한 회피할 수 있는 효과적인 경영전략계획을 수립하고자 한다. 우선 의사결정회사인 X사가 자사와 경쟁회사간의 관계를 고려하여 다음과 같은 선형계획법 모형을 개발하였다고 가정한다.

$$\text{Max } Z = 72X_1 + 35X_2 + 84X_3 + 105X_4 + 95X_5$$

subject to

$$7.5X_1 + 1.6X_2 + 5.9X_3 + 11.8X_4 + 11.8X_5 \leq 4500$$

$$23.9X_1 + 12X_2 + 35X_3 + 36.5X_4 + 95.8X_5 \leq 21000$$

$$2.38X_1 + 6.44X_2 + 3.15X_3 + 4.02X_4 + 1.58X_5 \leq 1600$$

$$144X_1 + 55X_2 + 126X_3 + 36X_4 + 72X_5 \leq 33000$$

$$X_1 + 3.4X_2 + 1.5X_3 + 1.2X_4 + 3.5X_5 \geq 825$$

모든 i에 대해서 $X_i \geq 0$

(단, X_1 = 두발용 제품의 생산량 X_2 = 방향용 제품의 생산량

X_3 = 기초용 제품의 생산량 X_4 = 유아용 제품의 생산량

X_5 = 색조용 제품의 생산량 Z = 기대이익)

이상과 같은 모형을 계량경영분석용 패키지인 QSB+ (Chang & Sullivan 1989)를 이용하여 <표 7>과 같은 최적해를 구하였다.

〈표 7〉 선형계획법 모형에 의한 X사의 제품별 최적생산량 및 기대이익

(단위 : 1000)

Summarized Results					
Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost	Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost
1 X1	+4.3494339	0	7 S2	0	+1.5666406
2 X2	+20.173571	0	8 S3	0	+16.573248
3 X3	+128.00665	0	9 S4	0	+11507808
4 X4	+231.05829	0	10 S5	0	+28.959080
5 X5	+80.794418	0	11 A5	0	-28.959080
6 S1	0	+1.0001054			
Maximized OBJ.function = 43708.39 ITERS. = 7					

제품별 최적생산량

X1 (두발용 제품) = 4.349

X2 (방향용 제품) = 20.173

X3 (기초용 제품) = 128.00

X4 (유아용 제품) = 231.058

X5 (색조용 제품) = 80.794

기대이익

Z = 43708.39

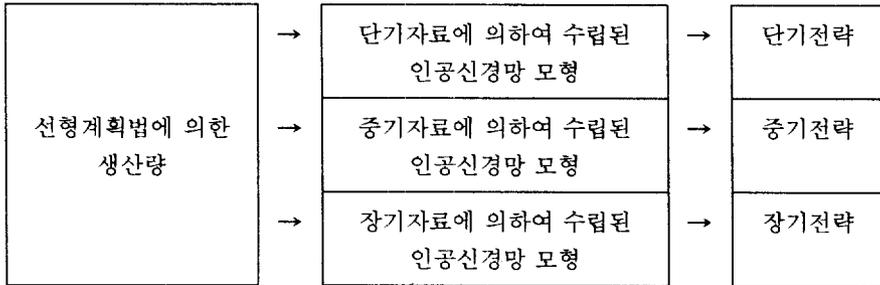
그러나, 이러한 선형계획법 결과는 대부분 단기전략으로서의 의미가 강하므로 이러한 단기 전략이 과연 중기 또는 장기적으로도 유리한 것인지를 여부를 결정하여야 한다. 대부분 경영 전략계획을 수립할 때에는 단기전략, 중기전략, 장기전략을 수립하지만, 이들 전략간에 어느 정도나 상충관계가 있는지는 그 분석이 용이하지 않다. 따라서 다음의 2단계에서 이들 전략간의 관계를 분석하고자 한다.

2단계: 단기, 중기, 장기전략간의 비교분석

SPBINN에서 단기, 중기, 장기전략간의 상충관계를 분석하는 의사결정 메카니즘은 다음과 같이 5단계로 구성되어 있다.

단계 1) 선형계획법 모형에 의하여 생산량을 결정한다.

단계 2) 생산량을 토대로 하여 단기전략, 중기전략, 장기전략을 결정한다. 이때 각각의 전략은 단기, 중기, 장기전략 자료에 의한 인공지능망 모형을 이용하여 1)에서 구한 생산량을 입력으로 하여 구할 수 있다. 즉, 이 과정을 그림으로 도시하면 다음과 같다.



단계 3) 단계 2에서 구한 단기전략, 중기전략, 장기전략 간의 상충관계를 다음과 같은 의사결정 메카니즘을 이용하여 해결한다.

경우1 단기전략 = 중기전략 이고 단기전략 = 장기전략 의 경우
현재의 전략을 고수한다.

경우2 단기전략 = 중기전략 이고 단기전략 ≠ 장기전략 의 경우

- ㉠ 단기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공지능망 모형으로 단기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.
- ㉡ 장기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공지능망 모형으로 장기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.

경우3 단기전략 ≠ 중기전략 이고 단기전략 = 장기전략 의 경우

- ㉢ 단기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공지능망 모형으로 단기전략에 해당하는 생산량

을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.

- ㉠ 중기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공신경망 모형으로 중기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.

경우4 단기전략 ≠ 중기전략 이고 단기전략 ≠ 장기전략 의 경우

- ㉡ 단기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공신경망 모형으로 단기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.
- ㉢ 중기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공신경망 모형으로 중기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.
- ㉣ 장기전략이 옳다고 가정하고 역방향 인공신경망 모형으로 장기전략에 해당하는 생산량을 결정한다. 새롭게 구한 생산량에 해당하는 기대이익을 선형계획법 모형을 이용하여 구한다.

단계 4) 단기전략, 중기전략, 장기전략간의 기대이익을 비교한다.

단계 5) 가장 많은 기대이익을 창출하는 전략을 최종적으로 선택한다.

먼저, <표 7>에서 선형계획법에 의하여 구한 유아용 제품 (X4)의 최적생산량은 231.058인데 단위가 1000이므로 결국 선형계획법에 의한 유아용 제품의 최적생산량은 231058 이다. 이것을 입력자료로 하여 단기전략, 중기전략, 장기전략을 각각 구하면 <표 8>과 같다. 각 전략을 구할 때에 이용되는 인공신경망 모형은 순방향 인공신경망 모형이다. 우선 단기전략의 경우 생산량을 입력형태 1로 바꾸어 모형-1에 입력한다. 이때 BCG /GG를 구할 수 있고, 이를 다시 모형-2에 입력하여 광고 및 가격전략에 관한 단기전략을 얻어낸다. 같은 방법으로 중기전략과 장기전략도 구할 수 있다. 그런다음 각 전략간에 차이점이 발생하는지를 조사하고, 만약 전략간에 차이가 없다면 231058의 유아용 제품 생산량을 그대로 수용한다. 그러나, <표 8>에 서처럼 각 전략이 서로 다르기 때문에 위에서 언급한 의사결정 메카니즘에 의하여 최종적인

〈표 8〉 순방향 인공신경망 모형에 의한 전략별 출력결과

X		실 험 결 과		
단기전략 인공신경망 모형	모형-1	BCG /GG	0100 0100 0100 001 100 001	
	모형-2	전 략	01000 10000	
중기전략 인공신경망 모형	모형-1	BCG /GG	0001 1000 1000 100 001 100	
	모형-2	전 략	00010 10000	
장기전략 인공신경망 모형	모형-1	BCG /GG	0100 1000 0001 100 001 100	
	모형-2	전 략	00100 00010	

전략을 선택하여야 한다.

〈표 8〉의 결과를 각 전략별로 해석하면 다음과 같다. 우선 단기적인 관점에서 보면, BCG에 의한 유아용 제품의 전략적 위치를 X사는 star로 간주하고 있고, 나머지 두 경쟁회사들도 역시 star로 간주하고 있음을 알 수 있다. 이에 관한 단기전략으로서 X사는 '광고비 10%증대 전략'과 '제품가격 5%인하 전략'을 취하여야 한다는 것을 알 수 있다. 한편 중기적인 관점에서 보면, X사는 BCG에 의한 유아용 제품의 전략적 위치를 dog로 간주하고 있는 반면에 경쟁회사들은 유아용 제품의 시장내에서의 경쟁적 위치를 각각 cash cow로 간주하고 있음을 알 수 있다. 이러한 배경하에 SPBINN은 X사의 중기전략으로서 '광고비 유지전략'과 '제품가격 5%인하 전략'을 제시하고 있다. 이는 제품가격 인하전략을 통하여 시장내에서의 전략적 위치를 향상시키고 아울러 시장점유율을 높이고자 하는 전략으로 해석할 수 있다. 한편, 장기적인 관점에서 보면, X사는 유아용 제품을 star, share gainer로 볼 수 있음을 제시하고 있다. 이는 유아용 제품은 장기적인 관점에서 볼때 전략적으로 매우 유리한 제품으로 간주하여야 함을 암시하는 것이다. 따라서 전략적으로도 보면 X사는 유아용 제품에 대한 장기전략으로서 '광고비 5%증대 전략'과 '제품가격 유지 전략'을 취하여야 한다. 결국 X사는 유아용 제품에 대하여 장기적으로는 광고에 의한 소비자의 제품인지를 증대시켜야 한다는 것을 알 수 있다.

이처럼 단기전략, 중기전략, 장기전략에 차이가 많고 제안하는 전략에 있어서도 많은 차이가 있기 때문에 이미 언급했던 의사결정 메카니즘에 의하여 역방향 인공신경망 모형을 적용하

였다. 즉, 단기전략, 중기전략, 장기전략을 역방향 인공지능경망 모형인 모형-3과 모형-4에 대입 하므로써 최종적으로 현재의 전략을 달성할 수 있는 생산량을 구할 수 있는 것이다. 이렇게 하여 얻어진 생산량을 선형계획법 모형에 입력하였을 때 그에 대한 기대이익이 나오므로 결국 이러한 기대이익이 가장 큰 전략을 최적전략으로 선택한다. 역방향 인공지능경망 모형에 의한 실험결과는 <표 9>와 같다.

<표 9> 역방향 인공지능경망 모형에 의한 출력결과

X		실 험 결 과			
단기 인공지능경망 모형	모형-3	BCG /GG	0010 0100 0010 010 100 001		
	모형-4	생 산 량	0.2 0.1 0.3 0.4 0.6 0.4		
중기 인공지능경망 모형	모형-3	BCG /GG	0001 1000 0010 010 001 010		
	모형-4	생 산 량	0.1 0.7 0.3 0.5 0.5 0.4		
장기 인공지능경망 모형	모형-3	BCG /GG	0100 1000 0010 001 010 100		
	모형-4	생 산 량	0.2 0.1 0.0 0.5 0.1 0.1		

역방향 인공지능경망 모형에 의한 실험결과를 보면, 단기 인공지능경망 모형의 경우 유아용 제 품의 생산량을 213464로 하는 전략을 제안하고 있고, 중기 인공지능경망 모형은 173554로, 마 지 막으로 장기 인공지능경망 모형은 210511을 생산량으로 하는 전략을 제안하고 있다. 이 값을 다 시 선형계획법 모형에 입력하여 기대이익을 비교하면, 어떤 전략이 최적전략인지를 알 수가 있다. 각 생산량별 기대이익 계산은 <표 10>과 같다.

〈표 10〉 유아용 제품 생산량이 213464일때의 기대이익 계산결과

(단위 : 1000)

Summarized Results					
Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost	Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost
1 X1	0	+13.925510	7 S2	0	+62026274
2 X2	+25.105167	0	8 S3	0	+07234275
3 X3	+142.77344	0	9 S4	0	+49256289
4 X4	+213.46401	0	10 S5	+19.670492	0
5 X5	+82.570274	0	11 A5	0	0
6 S1	+124.26372	0	12 A6	0	+64.337326
Maximized OBJ.function = 43129.55 ITERS. = 7					

제품별 생산량	기대이익
X1 = 0	Z = 43129.55
X2 = 25.105	
X3 = 142.773	
X4 = 213.464	
X5 = 82.570	

〈표 11〉 유아용 제품 생산량이 173554일때의 기대이익 계산결과

(단위 : 1000)

Summarized Results					
Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost	Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost
1 X1	0	+13.925510	7 S2	0	+62026274
2 X2	+55.447460	0	8 S3	0	+07234275
3 X3	+122.17834	0	9 S4	0	+49256289
4 X4	+173.55400	0	10 S5	+110.30251	0
5 X5	+101.49966	0	11 A5	0	0
6 S1	+444.79837	0	12 A6	0	+64.337326
Maximized OBJ.function = 40069.28 ITERS. = 6					

제품별 생산량	기대이익
X1 = 0	Z = 40069.28
X2 = 55.447	
X3 = 122.178	
X4 = 173.554	
X5 = 101.499	

〈표 12〉 유아용 제품 생산량이 210511일때의 기대이익 계산결과

(단위 : 1000)

Summarized Results					
Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost	Variable No. Names	Solution	Opportunity Cost
1 X1	0	+13.925510	7 S2	0	+62026274
2 X2	+32.077145	0	8 S3	0	+07234275
3 X3	+129.78104	0	9 S4	0	+49256289
4 X4	+210.51100	0	10 S5	+37.837719	0
5 X5	+87.568756	0	11 A5	0	0
6 S1	+165.62709	0	12 A6	0	+64.337326
Maximized OBJ.function = 42447 ITERS. = 7					

제품별 생산량
 X1 = 0
 X2 = 32.077
 X3 = 129.781
 X4 = 210.511
 X5 = 87.568

기대이익
 Z = 42447

〈표 10〉과 〈표 11〉 그리고 〈표 12〉 의 결과를 정리하면 다음 〈표 13〉과 같다.

〈표 13〉 SPBINN에 기초한 전략계획 시뮬레이션 실험의 최종결과

(단위 : 1000)

결과 모형	전략		생산량	기대이익
	광고전략	제품별 가격전략		
단기 인공신경망 모형	10% 증대	5% 인하	213.464	43129.55
중기 인공신경망 모형	유 지	5% 인하	173.554	40069.28
장기 인공신경망 모형	5% 증대	유 지	210.511	42447.00

결국 우리는 이상의 실험을 통하여 단기전략의 기대이익이 43,129,550으로서 가장 크다는 것을 알 수 있다. 따라서 우리는 단기 인공지능망 모형이 제안하는 ‘광고비 10%증대’, ‘제품가격의 5% 감소’ 라는 단기전략이 유리하다는 것을 알 수 있다.

8. 결 론

본 연구에서는 인공지능망 모형을 이용한 양방향 추론이 가능한 전략계획 시뮬레이션 모형을 제시하였다. 본 연구에서는 특히 제품별 생산량 결정을 위하여 선형계획법 모형을 적용하였고, 그 결과에 대한 적절한 단기전략, 중기전략, 장기전략등을 구성하기 위하여 새로운 의사결정 메카니즘을 제안하였다.

실험결과를 통하여 확인할 수 있는 것처럼, 본 연구는 전략계획 문제를 인공지능적인 컴퓨터 시스템의 개발로 유의성 있게 해결할 수 있다는 것을 보여주는 연구로서의 의의가 있다. 본 연구에서 제시하는 SPBINN은 현재 본격적으로 프로토타이핑 작업이 진행중에 있으며, 특히 사용자 인터페이스의 개발에 중점을 두고 있다. 이러한 작업을 통하여 향후 국내 경영환경 실정에 알맞는 경영전략계획용 전문 인공지능 소프트웨어를 개발하고자 한다. 앞으로의 연구과제는 현재의 양방향 추론 메카니즘을 보다 정교화하고, 우리나라 경영실정에 맞는 전략계획 시뮬레이션 기법을 보다 다양하게 개발하는 것이라고 할 수 있다. 이러한 연구의 일환으로 현재 (1) 퍼지인식도 (fuzzy cognitive map)에 기초한 경영전략 환경분석과, (2) 미분게임 (differential game)을 이용한 전략계획 수립 및 분석에 관한 연구를 수행하고 있다.

참 고 문 헌

- 이건창, “지능적 전략계획 시스템 설계를 위한 지식기초 의사결정체제와 인공신경망과의 결합”, 경영정보학 연구, 제2권 1호, 1992년 6월, pp. 35-53.
- Abraham, T. Market Advisor: An Expert System for Product Development, Ph. D Dissertation, Amerst, MA: University of Massachusetts, 1990.
- Ashmore, M. “Applying Expert Systems to Business Strategy”, *Journal of Business Strategy*, Sep/Oct, 1989, pp. 46-49.
- Berstein, A. “MCI Wins MArketing Game with Expert IS Strategy”, *Computerworld Premier 100*, Sep. 11, 1989, pp. 18-19.
- Bidgoli, H. and M. Attaran, “Improving the Effectiveness of Strategic Decision Making Using an Integrated Decision Support System”, *Information and Software Technology*, June 1988, pp. 278-284.
- Butler, A. and C. Gary, “The Aries Club- Experience of Expert Systems in Insurance & Investment”, *British Computer Workshop Series: Research & Development in Expert Systems IV*, Edited by D. S. Moralee, 1989, pp. 246-257.
- Chang, Y. L. and R. S. Sullivan, QSB+ Manual, Academic Press, 1989.
- Cook, D. and J. H. Sterling, “Alacrity: Software that Asks Shrewd Questions”, *Planning Review*, Nov/Dec 1989, pp. 22-29.
- Coursey, D. R. F. Shangrar, Jr. and S. Lipton, “FRAS: An Expert System for Risk Management”, *PC AI*, Nov/Dec 1988, pp. 12-14.
- Feigenbaum, E. P. McCorduck, and H. P. Nii, *The Rise of the Expert Company*, New York Times Books, 1988.
- Fisher, M. J. “Airport Gate System Is Ready for Arrival”, *Datamation*, July 1, 1988, pp. 21-22.
- Gleeson, J. F. J. and M. West, “CLINTE: Coopers & Lybrand International Tax Ex-

- pert System”, *British Computer Society Workshop Series: Research & Development in Expert Systems IV*, Edited by D. S. Moralee, 1989, pp. 18-31.
- Gongla, P. “S*P*A*R*K: A Knowledge-BAsed System for Identifying Competitive Uses of Informaion Technology”, *IBM Systems Journal*, Vol. 28, No. 4, 1989, pp. 628-637.
- Harmon, P. (Ed.), “Expert Systems in Transportation”, *Expert Systems Strategies*, Vol. 4, No. 8, 1988, pp. 1-9.
- Hiddings, G. “Expert Systems and the Competitive Spectrum Model”, Center for Strategic Technology Research, Anderson Consulting, Seminar, New Orleans, LA: Decision Sciences Institute, Nov 22, 1989.
- Holloway, C. and J. A. Pearce II, “Computer Assisted Strategic Planning”, *Long Range Planning*, 1982, Vol. 15, pp. 56-63.
- Lee, J. K. and H. G. Lee, “Interaction of Strategic Planning and Short-Term Planning: An Intelligent DSS by the Post Model Analysis Approach”, *Decision Support Systems*, Vol. 3, No. 2, 1987, pp. 147-154.
- Lippmann, R. P. “An Introduction to Computing with Neural Nets”, *IEEE ASSP Magazine*, Vol. 3, No. 4, 1988, pp. 4-22.
- Mockler, R. J. Knowledge-Based Systems for Strategic Planning, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- Mockler, R. J. Developing Knowledge-Based Systems: A Management Decision Making Approach, Columbus, OH: Merrill, 1992.
- Naylor, T. H. and H. Schauland, “A Survey of Users of Corporate Planning Models”, *Management Science*, 1976, Vol. 22, pp. 927-937.
- Newquist, H. P. “Airports, Airplanes, and Applications”, *AI Expert*, April 1990, pp. 67-69.
- Richardson, J. J. and M. J. DeFries, *Intelligent Systems in Business: Integrating the Technology*, Norwood, NJ: Ablex Publishing Corporation, 1990.

- Rowe, A. Expert Systems in Strategic Management, Presented at the Decision Sciences Institute 20th Annual Meeting, New Orleans, LA:Nov 20-22, 1989.
- Rumelhart, D. E. G. E. Hinton, and R. J. Willaims, "Learning Internal Representations by Error Propagation," in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1: Foundations, MIT Press, 1986.
- Sastri, T. and C. O. Malave, "Statistical Association Learning of the Markov Decision Process", *IIE Transaction*, Vol. 25, May 1993, pp. 86-98.
- Schendel, D. E. and C. W. Hofer, *Strategic Management: A New View of Business Policy and Planning*, Little, Brown and Company, 1979.
- Schorr, H. and A. Rappaport, Editors, *Innovative Applications of Artificial Intelligence*, Cambridge, MA : AAAI Press /MIT Press, 1989.
- Schumann, M., "An Expert Business Strategy Advisor", *Expert Systems*, Winter 1990, pp. 32-39.
- Shpilberg, D., L. E. Graham and H. Schatz, "ExperTAX : An Expert System for Corporate Tax Planning", *Expert Systems*, July 1986, pp. 136-151.
- Todd, D., "Expert Systems Go Retail", *Information Week*, Nov 6, 1989, p. 28.
- Walker, T. C. and R. K. Miller, *Expert Systems 1990 : An In-Depth Assessment for Technology and Watkins, P. and L. Eliot, Expert Systems in Business and Finance*, New York : Wiley, 1991.
- Wind, Y., V. Mahajan and D. J. Swire, "An Empirical Comparison of Standardized Portfolio Models", *Journal of Marketing*, Vol. 47, 1983, pp. 89-99.
- Zeidenberg, M., *Neural Network Models in Artificial Intelligence*, Ellis Horwood, England, 1990.

A Study on the Bi-Directional Inference Neural Network Model for Building Effective Short-Term, Mid-Term, Long-Term Strategic Plans

Kun Chang Lee*

ABSTRACT

For the sake of effective strategic planning simulation, this paper proposes a bi-directional inferencing neural network model, named SPBINN (Strategic Planning Bi-directional Inferencing Neural Network). The model is composed of two major neural network sub-models: (1) forward inferencing model and (2) backward inferencing model. The forward inferencing model supports building short-term, mid-term, and long-term strategic planning in response to pre-determined inputs. The backward inferencing model, however, enables so called "what-if" analysis with which decision-makers are able to investigate which kind of conditions make a specific strategic goal be acquired satisfactorily. We adopt a popular backpropagation learning algorithm to train both neural network sub-models, but the solution process of SPBINN is unique in the sense that conflict resolution mechanism helps resolve conflicts between short-term, mid-term, and long-term strategic planning. Experiments with real data of Korea Cosmetic Industry showed that SPBINN, a proposed neural network-based strategic simulation model, can provide robust strategic planning results under conflicting situations and help decision-makers to choose the most promising strategy.

* Professor of Management Information Systems, School of Business Administration, Sung Kyun Kwan University

