

사례기반추론과 인공지능망을 결합한 지능적인 경영전략수립 모형에 관한 연구***

이 건 창*, 이 철 원**

A Study on the Intelligent Strategic Planning Model that Combines a Case-Based Reasoning and a Neural Network

Lee, Kun Chang, Lee, Cheol Won

본 연구에서는 사례기반추론, 인공지능망, 선형계획법 모형을 결합한 새로운 개념의 지능적인 경영전략수립 및 상충관계 해결 추론메카니즘을 제안한다. 본 연구에서 제안한 경영전략추론 메카니즘의 타당성을 검증하기 위하여 (1) 과거 문헌조사 결과와 (2) 비주얼 베이직 언어로 구현한 프로토타입인 CANNIE-SP (Case-based Neural Network Inference Engine for Strategic Planning)를 제시하였다. 특히 본 연구에서 제안하는 인공지능망은 순방향 추론과 역방향 추론이 가능하도록 설계하여서 What-If분석 및 Goal-Seeking분석이 가능하도록 하였다. 또한 사례기반추론기관은 마이크로소프트사의 데이터베이스 엔진인 액세스 (Access)를 사용하였다. 본 연구에서 제안하는 추론 메카니즘의 타당성을 검증하기 위하여 우리나라 화장품 시장의 실제자료를 가지고 실험하였으며 그 결과 매우 의미가 있음을 확인하였다.

* 성균관대학교 경영학부 교수

*** 경민전문대학 사무자동화과 교수

*** 이 논문은 성균관대학교의 1995년도 성균학술연구비에 의하여 연구되었음.

I. 서 론

경영전략문제는 해당 분야에 관한 전문적인 지식을 요구할 뿐만 아니라 여러 종류의 정보를 종합적으로 분석하는 고도의 분석능력을 요구한다. 이같이 경영전략 문제는 경영학의 의사결정 분야중에서도 가장 비구조적인 성격을 갖고 있는 분야이다. 따라서, 경영전략을 위한 정보시스템 모형을 개발하려면 다음과 같은 성격을 고려하여야 한다. 첫째, 주어진 경영환경이 동적으로 변하기 때문에 이러한 상황변화를 인지하고 이에 대한 적응성이 있어야 한다. 둘째, 과거 비슷한 상황하에서 취했던 사례를 적절히 이용하여 이를 토대로 보다 개선된 전략을 강구할 수 있어야 한다. 셋째, 단기전략, 중기전략, 장기전략 간의 상충관계가 자연스럽게 해결할 수 있는 메카니즘이 있어야 한다.

특히 세 번째의 경우 전략간의 상충관계는 경영전략 전체의 성과를 저하시키는 주요원인으로 작용한다. 따라서, 본 연구에서는 첫 번째의 목적을 달성하기 위하여 학습능력과 일반화효과가 좋은 인공지능망 기법을 적용한다. 한편, 두 번째 목적을 위하여 사례기반추론(case-based reasoning) 기법을 이용한다. 마지막으로 전략간의 상충관계를 해결하기 위하여 인공지능망과 사례기반추론, 그리고 선형계획법 모형을 통합한다.

그러면, 경영전략 수립을 위한 지능적인 시스템 설계 및 개발에 관한 기존연구를 살펴보자. 문헌을 보면 인공지능망이나 전문가시스템 등 인공지능 기법을 이용한 경영전략 수립 시스템 개발사례는 문헌에서 여럿 찾아볼 수 있다 [Shpilberg et al., 1986; Lee & Lee, 1987; Coursey et al., 1988; Feigenbaum et al., 1988; Fisher, 1988; Harmon, 1988; Bernstein, 1989; Butler & Gary, 1989; Cook & Sterling, 1989; Gleeson & West, 1989; Gongla, 1989; Hiddings, 1989; Mockler, 1989; Rowe, 1989;

Schorr & Rappaport, 1989; Todd, 1989; Walker & Miller, 1989; Abraham, 1990; Newquist, 1990; Richardson & DeFries, 1990; Watkins & Eliot, 1991; Schumann, 1990; Mockler, 1992; 이 건창, 1992]. 특히 전문가시스템은 전문가들의 문제해결 방안을 모방하는 시스템이기 때문에, 경영전략계획 부문에서도 전략계획 수립 전문가의 지식을 이용한 전문가시스템이 충분히 개발될 수 있다[Ashmore, 1989; Bidgoli & Attaran, 1988; Mockler, 1989, 1992]. 그러나, 기존 연구에서 보듯이 경영전략 분야중에서 전문가시스템이나 인공지능망과 같이 인공지능 기법을 적용하여 보다 개선된 경영전략을 수립하고자 하는 연구는 있으나, 본 연구와 같이 전략간의 상충관계를 조정하면서 인공지능망과 사례기반추론, 선형계획법을 동시에 고려하여 이를 유기적인 하나의 시스템으로 통합하려는 연구는 아직 없다. 특히 본 연구에서처럼 경영전략간 상충관계를 해결하기 위하여 전문가시스템을 적용한 연구는 Lee & Lee[1987]에서 찾아볼 수 있다. 그러나, Lee & Lee[1987] 연구에서는 전략적 상황변화에 대한 학습기능이 결여되어 있고 다양한 전략간 상충사례를 모두 전문가시스템의 지식으로 처리하여야 하는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위하여 본 연구에서는

첫째, 다양한 사례가 존재하는 경영전략간 상충관계를 고려하기 위하여 사례기반추론을 적용한다.

둘째, 인공지능망 접근방법을 이용하여 변화하는 경영환경을 학습하므로써 전략간 상충관계에 따른 새로운 경영전략을 보다 효과적으로 수립할 수 있도록 하였다.

셋째, 기업의 다양한 제약조건을 고려하면서 목적함수를 최적화하기 위한 방안으로 선형계획법 모형을 적용한다.

본 연구에서는 이러한 방법론을 효과적으로

통합하기 위한 의사결정 플랫폼 (platform)을 구성하기 위하여 CANNIE-SP (CAse-based Neural Network Inference Engine)라는 프로토타입을 설계하고 구현하였다. CANNIE-SP의 성과를 검증하기 위하여 우리나라 화장품 시장의 경영전략 상황에 적용하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 사례기반추론과 인공지능망의 기본원리에 대하여 간략히 소개하고, 3장에서는 전략간 상충관계에 대하여 그 이론적 배경을 소개하고, 이를 해결하기 위하여 본 연구에서 제안하는 사례기반추론과 인공지능망을 결합한 전략간 상충관계 해결 메커니즘을 설명한다. 아울러 4장에서는 CANNIE-SP를 설계하고, 화장품 시장 자료를 기초로 한 실험내용 및 결과를 분석한다. 5장에서는 결론 및 향후 연구방향에 대하여 언급한다.

II. 사례기반추론과 인공지능망

본장에서는 효과적인 경영전략을 수립하기 위하여 본 연구에서 사용되는 사례기반추론과 인공지능망, 그리고 이 두 기법을 결합하는 새로운 추론메커니즘 설계에 관한 기존연구 등을 소개한다.

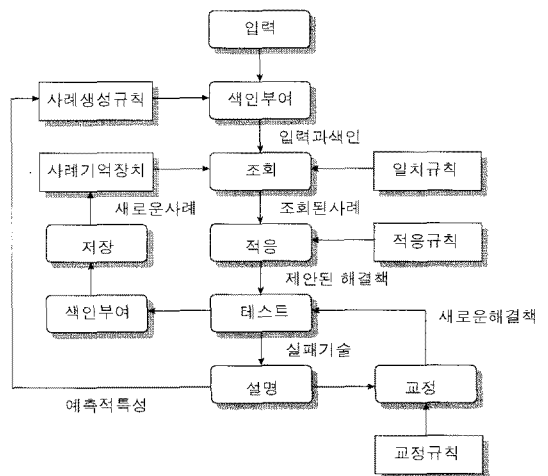
2.1 사례기반추론

사례기반추론은 새로운 문제를 해결하는데 과거 문제의 유형을 분석하여 그러한 문제유형을 해결하기 위하여 사용된 문제해결 과정을 원용하고자 하는 새로운 문제해결 기법이다 [Riesbeck Schank, 1989]. 이러한 사례기반추론의 특성을 정리하면 다음과 같다.

- ① 사례기반추론 기법은 과거의 사례를 단순히 기억하는 차원이 아니며[Hammond, 1986, 1989], 과거의 경험으로부터 새로운 문제해결을 추론하는 패러다임이다[Slade, 1991].

즉, 과거의 사례를 이용해서 새로운 문제를 해결하거나 설명하면서, 적당한 해를 찾는 추론과정을 의미한다[Kolodner, 1986, 1989].

- ② 사례기반추론은 과거의 비슷한 사례를 기반으로 하여 주어진 문제의 해를 발견하고, 주어진 해를 수정하며 그 해에 대한 설명을 할 수 있는 인공지능 방법중의 하나이다 [Kolodner, 1991].
- ③ 사례기반추론은 과거의 경험을 수집하고, 주어진 문제해결 방법을 향상시킴으로써 시스템의 학습능력을 제고하는 지식위주의 방법이다[Schank, 1982].
- ④ 사례기반추론은 메모리, 학습, 계획, 그리고 문제해결에 관한 이슈를 제시하는 리서치 패러다임으로서의 역할도 한다[Slade, 1991].
- ⑤ 사례기반추론은 문제해결 접근방법이면서 아울러 인간이 학습하고 기억하는 과정을 모형화하는 인지모형중의 하나이다.
- ⑥ 사례기반추론은 기존의 전문가시스템과 비교하여, 규칙이 문제영역 지식 (domain knowledge)의 풍부함과 미묘한 뉘앙스를 충분히 표현하기에 부적합할 때에 유용하다. 따라서, 사례기반추론 방법은 지식은 충분치 않으나, 경험이 풍부한 문제영역에 적합하다[Chi et al., 1991].



<그림 1> 사례기반추론 과정 흐름도

사례기반추론의 특성을 자세하게 살펴보자. 우선 사례기반추론은 기본적으로 ① 사례(case), ② 유사도 지수(similarity index), ③ 사례추출 메카니즘(case retrieval mechanism)와 같은 세가지 구성요소가 요구된다. 사례란 속성, 특징, 그리고 특정상황과 그와 관련된 결과들의 집합이다. 따라서 사례는 규칙과 달리, 상황의존적인 특성이 있다. 예를 들어서, PERSUADER[Sycara, 1988]라는 노사협상과 관련된 사례기반추론 시스템을 보면, 사례는 과거의 노사분규가 된다. 또한, 음식메뉴결정을 위한 사례기반추론 시스템인 JULIA[Hinrichs, 1988]의 경우, 음식선호와 음식의 특징에 입각한 과거 메뉴가 사례가 된다. 이러한 사례를 저장한 사례베이스(case base)는 전문가시스템에 있어서의 지식베이스(knowledge base)처럼 사례기반추론 시스템에 있어서 추론을 위한 중요한 역할을 한다. 사례기반추론은 문제해결과정 중 사례베이스로부터 주어진 문제와 유사한 과거의 사례를 추출하는 것이 중요하다. 이를 위해서는 과거 사례와의 유사도 지수를 계산하는 것이 매우 중요하며, 이는 주어진 문제의 유형에 따라 별도로 개발하여야 할 '인덱싱 문제'(indexing problem)이기도 하다[Kolodner, 1991]. 마지막으로 사례추출 메카니즘인데, 이는 과거의 사례가 갖고 있는 속성과 현재 주어진 문제의 속성을 지능적이고 체계적으로 대조하여 가장 유사한 사례를 추출하는 것과 관련이 있는 문제이다. 사례기반추론 시스템은 과거의 해(解)로부터 현재의 문제에 대한 보다 창의적인 해를 유도할 수 있는 인공지능 시스템이다. 그러므로, 잘 정의된 사례, 효과적인 인덱싱 메카니즘, 지능적인 사례추출 메카니즘 확립이야말로 성공적인 사례기반추론 시스템 구축에 필요한 기본요소이다.

이같은 구조를 갖는 사례기반추론 과정을 보면 <그림 1>과 같다[Riesbeck and Schank, 1989; Slade, 1991]. 이 흐름도(flow chart)상

서의 각 단계는 다른 단계와 무관하게 독립적으로 이루어지는 것이 아니며, 모든 단계는 밀접한 상호 영향관계하에서 이루어진다. 각 단계를 살펴보면 다음과 같다.

1) 색인부여

새로운 사례는 많은 특성들을 가질 수 있으므로 여러 특성들 중에서 그 사건의 특징을 대표할 수 있을 만한 소수의 특성들이 색인으로 결정된다. 이를 통하여 조회를 보다 신속하게 수행할 수 있게 된다.

2) 조회

색인을 사용하여 사례 기억장치, 즉 사례베이스속에 저장되어있는 과거의 유사한 사례를 조회한다. 과거의 사례는 그 과거의 사건에 대한 해결책을 가지고 있다. 조회를 하기 위해서는 과거 사례가 주어진 사건과 '일치'를 어떻게 정의할 것인가가 중요한 문제가 되며, 정확하게 일치하는 두 사례가 존재하기란 불가능하므로 부분적인 일치를 허용하는 것이 일반적이다.

3) 적응 (Adaptation)

새로운 상황에 맞추어 과거의 해결책을 수정하여 새로운 해결책을 제시한다. 예를 들어 A라는 문제를 풀기 위하여 사례베이스로부터 이와 유사한 문제라고 판단되는 문제 A'이 조회되었다고 하자. A'의 해결책이 S이었다면 A에 대한 해결책을 제시하기 위하여 A'과 A의 관계를 고려하여 S를 수정하게 된다. 이 과정을 적응이라고 한다.

4) 테스트

생성된 추론결과를 해결하고자 하는 대상문제에 적용하는 단계이다. 추론과정을 통하여 제안된 해결책이 주어진 문제의 해결에 실제로 사용되어 성공 또는 실패라는 결과가 발생한다.

문제해결에 성공한 경우에는 색인부여 및 저장으로 이어지며 실패한 경우에는 실패를 기술하여 설명하는 단계로 넘어가게 된다.

5) 색인부여 및 저장

적용 및 테스트 결과 주어진 문제의 해결에 성공하면 미리 정의된 색인 생성규칙 (Indexing Rule)에 의하여 문제해결에 성공한 현재의 사례에 색인을 부여하고 그 해결책과 함께 사례베이스에 새로운 사례로 저장한다. 이 단계에서 색인을 생성하는 이유는 문제해결에 성공한 사례를 이후에 또 다른 문제의 해결에 사용하고자 할 때 저장된 다수의 사례로부터 관련된 사례를 조회하기 용이하도록 하기 위한 것이다.

6) 설명, 교정, 테스트

해결책이 문제해결에 실패하면 실패한 이유를 설명하고 설명과정에서 문제의 근원을 규명한다. 그리고 그 해결책을 교정 규칙 (Repair Rule)에 의하여 교정, 수선 또는 수리한 후 다시 테스트한다. 향후를 대비하여 예측력있는 특성을 색인생성 규칙에 반영한다.

사례기반추론에는 사례표현, 사례저장을 위한 메모리 모델, 유사사례 추론 등의 연구주제가 있다[Slade, 1991]. 특히 경영전략 문제에 사례기반추론 기법을 적용한 연구를 보면, 우선 전사적 경영전략을 수립하기 위한 경영전략 소프트웨어의 개발에 있어서 사례기반추론 방법론의 비용-효과성을 강조한 연구가 있다[Kitano et al., 1992]. 또한 지식과 경험이 미비한 환경에서 일반화된 사례를 만들어 포트폴리오 관리에 적용한 연구도 있다[Chi et al., 1993]. 이밖에 사례기반추론 기법을 경영학의 제반문제에 적용하기 위한 파라다임의 연구도 있다[Allen, 1994]. 한편, 본 연구에서 제안하는 CANNIE-SP와 같이 사례기반추론과 인공지능경망을 결합하는 기존연구를 보면 우선 Medskar[1995]는 그

의 저서에서 인공지능경망과 사례기반추론간에는 구조상 미래의 문제를 해결하는데 과거의 예제를 필요로 하는 유사성을 가진다는 점을 강조하면서 이의 결합을 통한 보다 다양한 문제해결의 가능성을 강조하였다. 한편, Myllymaki & Tirri[1993]의 연구에서처럼 사례기반추론과 인공지능경망을 결합할 때에 대개의 경우에 인공지능경망이 사례기반추론의 사례추출이나 사례표현등을 지원하여 사례기반추론 결과의 향상을 도모하는 쪽으로 이뤄져 왔다. 또한 인공지능경망, 전문가시스템 그리고 사례기반추론의 세 시스템을 농산물 식품 가공분야에서 서로의 예측결과를 보정해 주는 방향으로 결합하는 연구도 있으나[Ajenstat et al., 1993], 본 연구에서처럼 경영전략 분야에서 경영전략을 수립하고 아울러 경영전략간 상충관계를 해결하는 분야에서 사례기반추론이 인공지능경망을 수행하도록 하는 연구는 없다. 특히 경영전략간 상충관계를 해결하고자 할 때에 발생하는 문제점중의 하나는 다양한 상충사례가 발생한다는 점이다. 즉, 단기, 중기, 장기전략간의 상충은 그 자체는 간단하나, 전략의 종류가 많아지게 되면 그에 따른 상충사례가 많아지게 되므로 사례기반추론이 적합하다. 또한 상충관계를 해결하기 위한 소위 적응 (Adaptation) 과정도 단순히 결과를 제시하는 것이 아니라 또다른 인공지능경망 모형을 수행하여야 하므로, 전문가시스템과 같은 단순 매칭기능이 아니라 사례기반추론과 같이 수행, 즉 triggering 기능이 있어야 한다. 이러한 이유 때문에 사례기반추론 모델이 본 연구에서와 같이 경영전략간 상충관계를 해결하는데 유용한 방법이 된다.

2.2 인공지능경망

인공지능경망은 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 인공지능망을 구성하고 있는 다수의 뉴런끼리의 상호연결성에 기인한 것이다. 뉴런은 생체내의 신경세포와 비슷한 것으로서 가중치화된 상호연결선으로 서로 연결되어 있다. 가장 일반적으로 많이 사용되고 있는 인공지능망 모형은 Rumelhart 등 [1986]이 제안한 역전파 학습 (Backpropagation Learning) 인공지능망 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 sigmoid 함수를 사용한다. 입력층은 환경과 상호반응하며 외부입력을 받아 인공지능망에 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 입력 자료가 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 같

은 감독학습 (supervised learning)에 의해서 결정되거나 또는 경쟁학습과 같은 비감독학습 (unsupervised learning)에 의해서 결정된다. 특히 역전파 학습은 인공지능망 관련 응용에 있어서 가장 많이 이용되는데, 그 이유는 역전파 학습이 갖는 넓은 응용력과 높은 일반화 능력에 기인한다. 이와같은 인공지능망의 수리적 측면과 기하학적 측면은 다음과 같은 흥미있는 특징을 제공한다.

- 1) 견고성 (robustness) : 인공지능망은 일반적으로 오류 극복성 (fault tolerance)을 갖는데 이는 곧 몇몇 뉴런에 오류가 발생하여도 인공지능망의 전체적인 기능이 크게 영향받지 않음을 의미한다. 따라서 인공지능망의 성과는 오류의 정도가 증가함에 따라 점차적으로 감소하는 추세를 보임으로써, 급격히 변하는 환경이나 예측치 못했던 환경에서 인공지능망이 안정적으로 기능하는데 크게 이바지한다. 이러한 견고성이야말로 인공지능망을 경영의사결정 분야중에서 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. 이와같은 인공지능망의 지식은 수리적 가중치로 표현되고 학습기법에 의하여 어느정도 자동적으로 얻을 수 있다는 점이 기존의 전문가 시스템 지식베이스의 지식과 가장 다른 점이다 [이진창, 1992].

이같은 인공지능망 모형의 특성은 경영전략간 상충관계 해결에 효과적이다. 왜냐하면, 우선 경영전략간 상충관계 해결을 하려면 변화하

는 환경에 대한 학습기능이 요구된다. 아울러, 주어진 상황에서 최적의 경영전략을 추론하는 일반화 효과가 있어야 한다. 이같은 기능은 모두 인공지능경망에서 주로 기대할 수 있는 특성들이기 때문에 본 연구주제는 인공지능경망 적용에 적합하다.

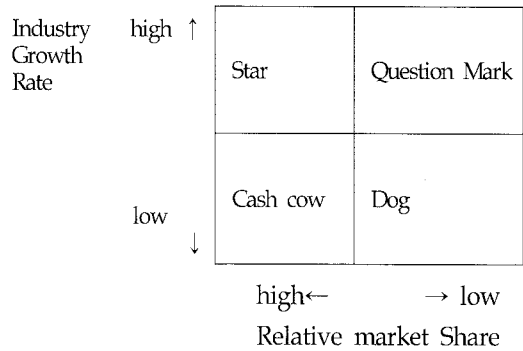
Ⅲ. 경영전략 수립모형 및 전략간 상충관계 해결 메카니즘

경영전략은 기간에 따라서 단기전략, 중기전략, 장기전략으로 구분된다. 이때 각 전략간에는 상충관계가 존재하기 마련인데 지금까지의 연구에서는 전략간의 상충관계를 해결하려는 면보다는 주로 효과적인 전략을 수립하는 면에만 치중하였다[Lee & Lee, 1987]. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 본 연구에서는 전략간의 상충관계를 해결하고자 하는 관점에서 CANNIE-SP를 설계하고자 한다. 우선 3.1에서는 BCG, Growth/Gain과 같은 전략수립 모형을 소개하고, 3.2에서는 순방향 인공지능경망에 의하여 전략을 수립하는 과정을 소개한다. 한편, 3.3에서는 사례기반추론에 의하여 전략간 상충관계 유형을 분석하는 과정이 설명되고, 3.4에서는 역방향 인공지능경망과 선형계획법의 결합을 통하여 전략간 상충관계를 해결하는 과정을 소개한다.

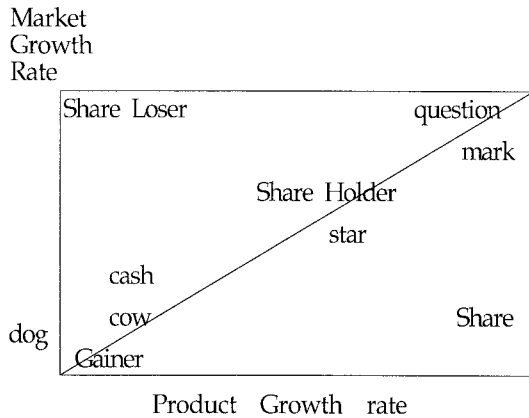
3.1 전략수립 모형

CANNIE-SP에서는 BCG모형과 Growth/Gain 모형 등 두가지 전략수립 모형을 사용하여 전략을 수립한다. 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 2>에 잘 나타나 있다.



<그림 2> BCG 모형



<그림 3> Growth/Gain 모형

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 mark제품은 시장점유율을 높이기 위해서 많은 현금지출이 필요한 제품이다.

그러나 현금지출 결과, 해당 제품이 새로운 star 제품이 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 시장점유율을 잃어가는 제품 (Share Loser)은 대각선 위에 표현한다. 시장점유율을 유지하는 제품 (Share Holder)은 대각선 상에 표시되어 각 제품의 시장내에서의 점유율을 <그림 3>에 서처럼 한눈에 파악할 수 있다. 또한 <그림 3>에서 보는 바와 같이 Growth/Gain 모형에서 BCG행렬의 cash cow, star, question mark, dog 까지 표시하고 있다.

3.2 BCG모형에 의한 경영전략 분류

본 연구에서는 CANNIE-SP의 성과를 분석하기 위하여 우리나라의 세 화장품 회사의 (여기서는 X, Y, Z 회사라 명명함. 이중 X사가 의사결정회사이고 나머지 두 회사는 경쟁회사로 간주한다)

<표 1> BCG모형에 의한 경영전략수립 분류

의사결정회사	경쟁회사		광고전략	제품가격 전략
	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

실제자료를 기초로 하여 실험한다. BCG모형에 기초하여 전략을 수립한다. 이때 Growth/Gain (이하 GG로 약함) 모형은 BCG모형을 보조하는 역할을 한다. BCG모형에 의한 전략수립 분류는 <표 1>과 같이 광고전략, 제품가격 전략으로 구분한다.

본 연구에서는 광고전략의 종류를 5가지로 하였는데 즉 기존 광고비의 ① 15% 이상 증대 전략, ② 10% 증대전략, ③ 5% 증대전략, ④ 유지전략, ⑤ 5% 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 본 연구에서는 기존 제품가격의 ① 5% 인하전략, ② 3% 인하전략, ③ 1% 인하전략, ④ 유지전략, ⑤ 3% 인상전략과 같은 5가지 전략을 사용하였다. <표 1>은 경쟁회사 제품의 시장 내에서의 전략적 위치를 감안한 전략을 보여주고 있다. 여기에서 BCG모형만을 사용한 이유는

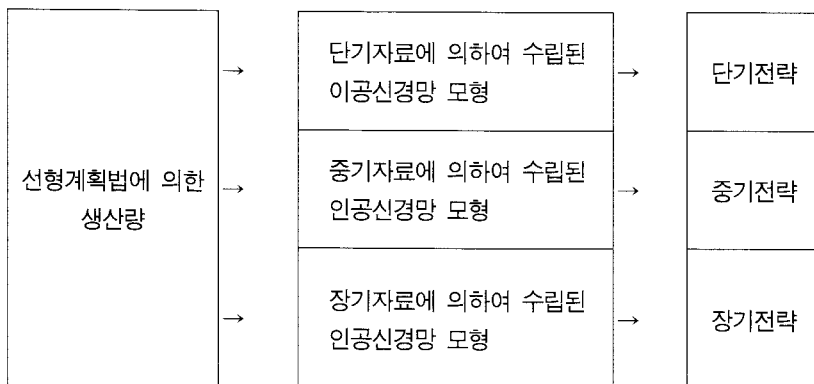
전략구분에 있어서 Growth/Gain모형보다 전략 구분력이 훨씬 뛰어나기 때문이다. 아울러 GG 모형은 단독으로 사용되기 보다는 BCG모형의 보조모형으로서의 역할을 하기 때문이며, 또한 X사에서는 BCG모형에 기초하여 전략을 구분하고 있기 때문이다.

3.3 인공신경망에 의한 경영전략수립

3.2에서와 같이 BCG모형에 의하여 분류된 경영전략은 CANNIE-SP의 인공신경망 추론기관에 의하여 학습이 되어 새로운 입력에 대한 준비를 하게 된다. 이때 CANNIE-SP에서는 고려하고 있는 제품의 (본 연구에서는 화장품 중에서도 유아용 화장품을 대상으로 한다) 최적생산량을 모형추론기관의 선형계획법에 의하여 산출하고, 이를 입력으로 하여 순방향 인공신경망을 (이에 대해서는 4장을 참조) 이용하여 전략을 구한다. 이러한 CANNIE-SP의 전략수립 과정을 요약하면 다음과 같다.

단계 1) 선형계획법 모형에 의하여 생산량을 결정한다.

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



이들 전략간에 상충관계 유형에 대한 분석은 사례기반추론에 의하여 처리된다.

3.4 전략간 상충관계 해결 메카니즘

본 연구에서는 전략간 상충관계 해결 메카니즘을 사례기반추론에 의하여 해결된다. 즉, 전략간 상충관계의 유형을 사례베이스에 저장하고, 순방향 인공지능망에 의하여 산출된 단기전략, 중기전략, 장기전략을 사례기반추론에 의하여 전략간 상충관계 유형을 분석한 다음 분석 결과에 따라 역방향 인공지능망(이 역시 4장에서 설명한다)을 수행시킨다. 역방향 인공지능망은 순방향 인공지능망과는 달리 전략을 알때에 거기에 해당되는 생산량을 구하는 역할을 한다. 이러한 생산량은 다시 선형계획법에 전달되어 전략별 기대이익을 구하는 기초자료가 된다. 이같이 단기, 중기, 장기전략간의 상충관계 유형을 분석하는 사례기반추론의 추론로직을 정리하면 다음과 같다.

경우1 단기전략 = 중기전략 이고 단기전략
= 장기전략 의 경우

(추론결과) 현재의 전략을 고수한다.

경우2 단기전략 = 중기전략 이고 단기전략
≠ 장기전략 의 경우

㉠ (추론결과) 단기전략이 옳다고 가정하고 단기
역방향 인공지능망 모형 수행

㉡ (추론결과) 장기전략이 옳다고 가정하고 장기
역방향 인공지능망 모형 수행

경우3 단기전략 = 장기전략 이고 단기전략
≠ 중기전략 의 경우

㉠ (추론결과) 단기전략이 옳다고 가정하고 단
기 역방향 인공지능망 모형 수행

㉡ (추론결과) 중기전략이 옳다고 가정하고 중
기 역방향 인공지능망 모형 수행

경우4 중기전략 = 장기전략 이고 단기전략
≠ 중기전략 의 경우

㉠ (추론결과) 단기전략이 옳다고 가정하고 단기
역방향 인공지능망 모형 수행

㉡ (추론결과) 중기전략이 옳다고 가정하고 중기
역방향 인공지능망 모형 수행

경우5 단기전략 ≠ 중기전략 이고 단기전략
≠ 장기전략 이고 중기전략
≠ 장기전략 의 경우

㉠ (추론결과) 단기전략이 옳다고 가정하고 단기
역방향 인공지능망 모형 수행

㉡ (추론결과) 중기전략이 옳다고 가정하고 중기
역방향 인공지능망 모형 수행

㉢ (추론결과) 장기전략이 옳다고 가정하고 장기
역방향 인공지능망 모형 수행

이러한 추론로직에 의하여 수행되는 사례기반추론이 사용하는 사례베이스내의 사례의 저장유형은 다음과 같이 9차원의 요소로 구성되어 있다. <단기-광고전략, 단기-가격전략, 중기-광고전략, 중기-가격전략, 장기-광고전략, 장기-가격전략, 단기 역방향 인공지능망 수행, 중기 역방향 인공지능망 수행, 장기 역방향 인공지능망 수행>

앞의 “단기-광고전략”에서 “장기-가격전략”까지의 6차원에 해당되는 부분은 사례의 속성을 나타내고, 나머지 “단기 역방향 인공지능망 수행”에서 “장기 역방향 인공지능망 수행”까지의 3차원은 추론결과에 해당되는 부분이다. CANNIE-SP 사례베이스내의 사례유형의 예를 보면 다음 <표 2>와 같다.

이같이 전략간 상충관계 유형이 분석되면 사례기반추론은 추론결과에 따라 해당되는 역방향 인공지능망을 fire, 즉 수행시킨다. CANNIE-SP의 사례베이스에는 실제로 분석대상 회사인 화장품 회사에서 경영전략간 상충관계 해결을 위하여 주로 고려하는 5000여개의 사례가 저장되어 있다. 그리고 표 2에서 제시된 사례의 9차원 요소중에서 마지막 3차원에 해당하는 부분은 해당 화장품 회사가 가지고 있는 상충관계 해결 메카니즘에 의하여 입력된 값이다. 한편, 본 연

<표 2> CANNIE-SP 사례베이스의 예

단기-광고 전략	단기-가격 전략	중기-광고 전략	중기-가격 전략	장기-광고 전략	장기-가격 전략	단기 역방향 NN수행	중기 역방향 NN수행	장기 역방향 NN수행
15%이상증대	5%이하	15%이상증대	5%이하	15%이상증대	3%이하	Yes	No	Yes
15%이상증대	5%이하	15%이상증대	3%이하	15%이상증대	3%이하	Yes	Yes	No
15%이상증대	5%이하	15%이상증대	1%이하	15%이상증대	3%이하	Yes	Yes	Yes
15%이상증대	5%이하	15%이상증대	유지	15%이상증대	3%이하	Yes	Yes	Yes
유지	1%이하	유지	3%이하	유지	1%이하	Yes	Yes	No
유지	3%이하	유지	5%이하	유지	5%이하	Yes	Yes	No

*NN: 인공지능경망 (Neural Network)

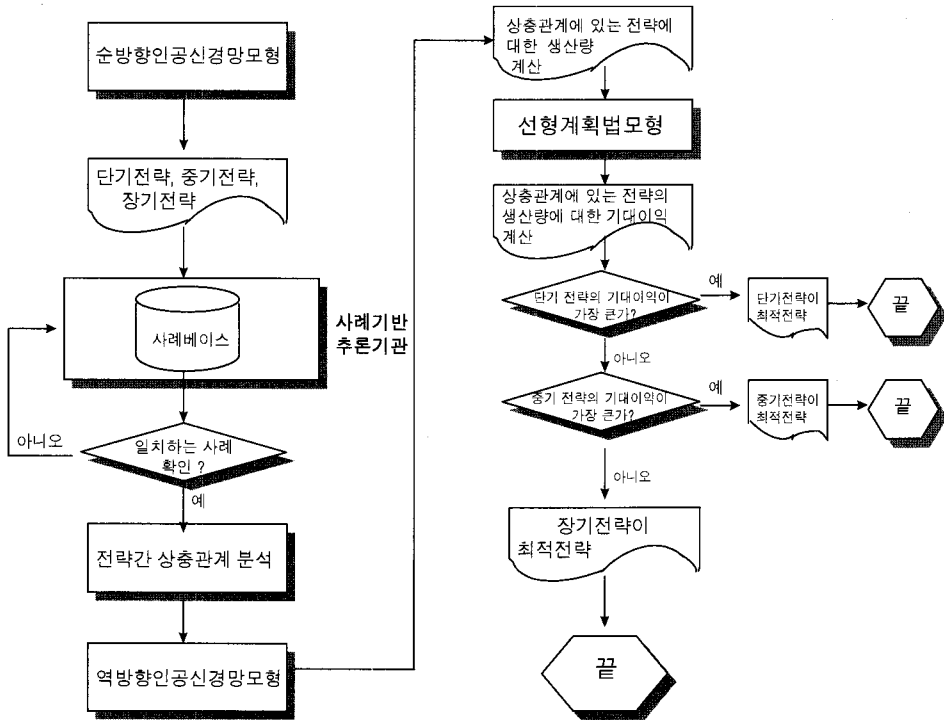
구에서 적용된 적응 (Adaptation) 메카니즘은 주어진 단기, 중기, 장기 경영전략의 내용을 사례베이스내의 내용과 단순비교하는 것으로 하였다. 왜냐하면, 본 연구의 경우 사례베이스는 마이크로 소프트사의 데이터베이스 엔진인 액세스 (Access)로 저장하였기 때문에 액세스가 제공하는 검색기능을 이용하였기 때문이다. 한편, CANNIE-SP에서는 전략간 상충관계 해결을 위하여 첫째, 단기전략, 중기전략, 장기전략간의 기대이익을 비교하고, 둘째, 가장 많은 기대이익을 창출하는 전략을 최종적으로 선택한다. 이때의 기대이익은 선형계획법을 이용하여 구한다. 본 연구에서 사용하는 기대이익이란 해당 회사의 제품 포트폴리오 (본 실험의 경우 5개)의 매출에 따른 기대이익을 의미한다. 따라서, 해당 기대이익은 선형계획법의 목적함수값이 되며, 결국 본 연구에서는 선형계획법이 단기적으로 회사가 갖고 있는 생산에 따른 제약조건을 고려하여 가장 큰 기대이익을 얻을 수 있는 단기 경영전략을 제시하는 방법으로 활용된다. 그러나, 4.2에서 언급된바와 같이 선형계획법의 결과가 단기전략으로 활용된다고 해서 항상 단기전략의 기대이익이 크게 나오는 것은 아니다. 이는 4.4의 실험결과에서 장기전략의 기대이익이 가장 크게 나오는 것으로도 증명이 된다.

IV. CANNIE-SP설계 및 실험

CANNIE-SP는 사례기반추론기관과 인공지능경망 추론기관, 그리고 선형계획법 모형 등이 유기적으로 결합되어 전략간 상충관계가 없는 경영전략 수립을 위한 시스템이다. 우선, 사례베이스 및 사례기반추론기관은 액세스 (Access)로 처리되었고, 인공지능경망, 선형계획법 모형 등은 윈도우 95 환경에서 비주얼 베이직 (Visual Basic) 언어로 구축되었다. 따라서, 전체적으로 모든 모형 및 사용자 인터페이스 등은 비주얼 베이직으로 통합 및 구축되어 있다. 본 연구에서는 CANNIE-SP의 성과를 분석하기 위하여 우리나라 화장품 시장관련 실제 경영자료를 이용하여 실험하였다.

4.1 CANNIE-SP의 문제해결과정

우선 CANNIE-SP의 문제해결과정은 <그림 4>와 같다. CANNIE-SP는 사례기반추론과 인공지능경망, 그리고 선형계획법을 결합하여 보다 상황적응적이고 경영전략간의 상충관계를 최소화하는 경영전략을 수립할 수 있도록 지원한다. CANNIE-SP의 문제해결과정을 보면 우선 순방



<그림 4> CANNIE-SP의 문제해결과정

향 인공지능경망 (forward neural network)으로부터 시작된다. 즉, 순방향 인공지능경망은 선형계획법에 의하여 주어진 각 제품별 생산량을 입력으로 하여 주어진 경쟁환경하에서 가장 최적인 경영전략을 도출한다¹⁾. 이때의 경영전략은 단기전략, 중기전략, 그리고 장기전략으로 도출되는데, 문제는 이들 전략간에 과연 바람직하지 못한 상충관계가 존재하느냐이다. 전략간의 상충관계란 특정전략 하나만을 보면 최적이지만 이러한 전략이 그대로 실행될 경우 중기 또는 장기적으로 기업 전체의 성과를 떨어뜨리는 역

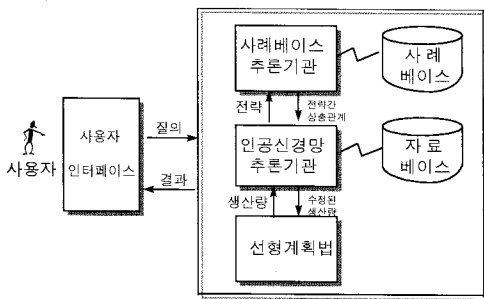
할을 하는 것을 의미한다. 따라서, 이러한 경영전략간 상충관계 해결은 경영전략 수립시 반드시 고려하여야 할 중요한 주제이다. 한편, 본 연구에서 제안하는 CANNIE-SP는 전략간의 상충관계 유형을 사례로 저장한 사례베이스에 기초하여 사례기반추론을 하므로써 다양한 전략간 상충관계 유형을 검색한다. 사례기반추론 결과 일치하는 사례가 발견되면 해당 추론결과에 따라 해당 역방향 인공지능경망 (backward neural network)을 수행시킨다. 이같이 CANNIE-SP는 사례기반추론과 인공지능경망, 그리고 선형계획법 모형이 유기적으로 연결되어 있는 문제해결 구조를 가지고 있다.

1) 이때 순방향 인공지능경망이 생산량을 입력으로 하는 이유는 본 연구에서 실증분석의 대상으로 하고 있는 해당 화장품 회사에서 생산량을 기초로 하여 경영전략을 수립하기 때문이다. 그러나, 이같은 생산량 이외에도 경영전략수립을 위하여 고려할 수 있는 많은 변수들이 있지만 실제로 실증분석시 접근할 수 있는 변수는 그다지 많지 않다.

4.2 CANNIE-SP의 구조

CANNIE-SP는 <그림 5>에서와 같이 사례기

반추론기관, 인공지능경망 추론기관, 선형계획법 추론기관 등 세가지 추론기관으로 구성되어 있다. 사례기반추론기관의 경우 전략간 상충관계를 분석하고 이를 해결하기 위한 역방향 인공지능경망을 수행하는 역할을 하는 반면에, 인공지능경망 추론기관의 경우 해당 광고전략 또는 제품가격전략을 산출하거나 관련 생산량을 추론하는 역할을 한다. 한편, 선형계획법 모형은 생산량을 구하거나 또는 주어진 경영전략에 대한 기대이익을 구하는 역할을 한다.



<그림 5> CANNIE-SP의 구조

4.3 자료준비

우선 본 연구의 경우 우리나라 화장품 시장을 대상으로 하여 세가지 회사의 경영전략 자료를 수집하여 인공지능경망을 설계하였다. 우리나라의 화장품 업계에서는 태평양화학, 럭키화학, 한국화장품 등의 대규모 회사뿐만 아니라 특정품목만을 집중적으로 생산하는 중소규모의 화장품 회사도 많이 있다. 그러나, 본 연구에서는 이들 화장품 회사들 중에서 가장 경쟁관계에 있는 세회사를 선택하여 그 이름을 각각 X, Y, Z회사라고 명명하고 이들 회사의 실제자료로 실험한 결과를 해석하고자 한다. 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 유

통과 판매촉진에 상당한 전략적 우위를 보이고 있다. 그리고 X사의 경우 모기업의 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 가져오게된 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 있지 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 가깝다는 특성이 있다.

CANNIE-SP의 실험을 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 전략계획 시물레이션하기 위해서는 4년간의 월별자료 48개만으로는 부족하기 때문에 균일분포 (uniform distribution)를 이용한 시물레이션 방법으로 학습자료를 추가로 생성하였다. 이러한 방법은 Sastri & Malave[1993]의 연구에서도 채택되어 인공지능경망을 이용한 시물레이션 연구에 매우 효과적으로 이용되었다. 본 연구에서 사용한 시물레이션에 의한 학습자료 생성과정은 다음과 같다.

확률변수 x 가 임의의 양수 A, B 사이에서 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 모든 값은 동일한 확률을 가진다. 이와같이 A 와 B 사이에서 정의되는 균일분포를 따르는 값 x 를 생성하기 위해서 0과 1사이의 임의의 난수 r 를 사용한다. 이를 수학적으로 표기하면 다음과 같다.

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

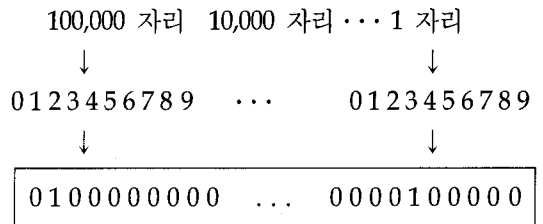
단, r 은 (0, 1)에서 정의되는 난수이다. 따라서 A 와 B 사이에서 정의되는 균일분포를 따르는 확률변수 x 를 생성하기 위한 식은 $x = A + r(B - A)$ 로 정의된다. 이와같은 식을 이용하여 본 연구에서는 추가 학습자료를 생성하였고, 이를 기존의 학습자료와 합하여 X 사의 단기전략, 중기전략, 장기전략을 추정하기 위한 학습자료를 구성하였다. 특히 중기전략을 위한 학습자료는 단기전략 학습자료에 10%~40%의 변화를 주어 만들었고, 장기전략을 위한 학습자료는 단기전략 학습자료에 50%~80%의 변화를 주어 준비하였다. 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 X 사의 경영전략수립 실무자들과 함께 의논하여 얻은 방법으로서, 이 같은 변화를 준 후의 자료의 변화가 실제 해당 기간후의 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 다음과 같은 2가지 입력형태를 사용하였다.

입력형태 1 :

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 입력 뉴런 갯수는 $6 \times 10 = 60$ 개가 된다.

예) X 사의 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 자릿수에 해당되는 수도 같은 방법으로 입력한다.



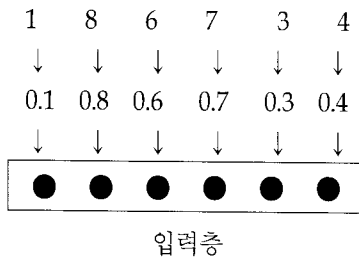
입력층

입력형태 2 :

생산량의 각 자릿수에 해당하는 수를 각각 소숫점으로 만들고 이를 각각의 뉴런으로 할당하는 방법이다. 이 방법도 생산량의 최대 자릿

수를 십만단위로 하였기 때문에 각 회사의 입력뉴런수는 6개가 된다.

예) X사의 생산량이 186734이라면 각 자릿수에 해당하는 수를 소숫점으로 하고 이를 각각의 자릿수에 해당하는 입력뉴런에 할당하는 방법이다.



이같은 내용은 표 4에 정리되어 있다.

4.4 인공지능망 설계

CANNIE-SP에서 전략수립 및 생산량을 결정하는 역할을 하는 인공지능망은 다음과 같이 설계하였다.

순방향 및 역방향 인공지능망의 설계

CANNIE-SP에서 사용하는 인공지능망은 역전파학습 알고리즘을 이용하여 학습을 하기 때문에 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있다. 또한 같은 층의 뉴런은 서로 연결이 안되어 있지만, 서로 다른층의 경우는 입력층과 은닉층 간에, 그리고 은닉층과 출력층간의 뉴런에 한하여 서로 완전히 연결 (fully connected)되어 있다. CANNIE-SP에서는 순방향 인공지능망과 역방향 인공지능망의 두가지 형태를 이용하고 있

는데 그 모형을 다시 분해하면 다음 <표 3>과 같이 4개로 나눌 수 있다.

순방향 (forward) 인공지능망 모형중의 하나인 모형-1은 특정제품의 생산량이 입력되면 출력층에서 해당제품에 대한 시장내에서의 경쟁적 위치를 BCG모형과 Growth/Gain모형에 의하여 출력하며, 모형-2는 BCG행렬과 Growth/Gain행렬상의 위치를 입력으로 하여 출력층에서 전략이 유도되는 모형이다. 한편, 역방향 (backward) 인공지능망 모형중의 하나인 모형-3은 특정제품에 대한 전략을 입력으로 하여 그에 상응하는 BCG행렬값 및 Growth/Gain행렬값을 출력하는 모형이다. 또한 모형-4의 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.

한편, 순방향 인공지능망 모형의 경우는 “경쟁 전략지향” (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 유도하는 모형인 반면에, 역방향 인공지능망 모형은 목표 전략을 효과적으로 달성하기 위해서 BCG모형 및 Growth/

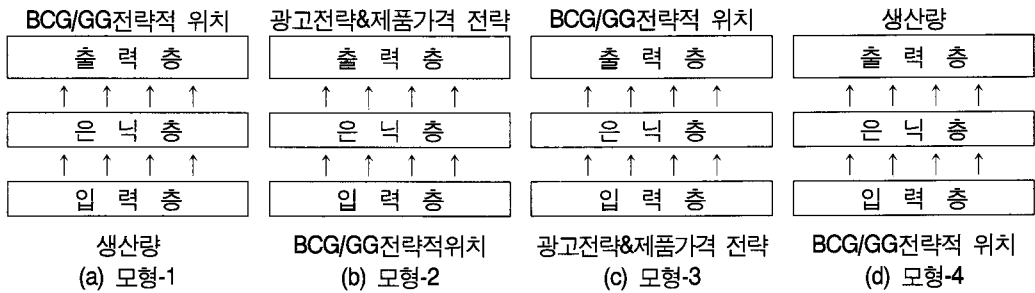
<표 3> CANNIE-SP에서 사용된 인공지능망모형의 종류

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

Gain모형상에서 어떠한 경제적 위치를 차지하여야 하며 그에 따른 적정한 생산량이 얼마인지를 구할 수 있는 모형이기 때문이다. 이러한 두 모형을 <표 3>에서와 같이 4가지의 세부모형으로 다시 분류한 이유는 ① 해당 전략 유도 과정을 보다 자세히 제공하므로써 추가적인 정보를 얻을 수 있다는 점과 ② 모형 학습후에 다양한 What-If분석을 수행할 수 있다는 장점이 있기 때문이다. 이같은 순방향 인공지능망과 역방향 인공지능망을 도시하면 <그림 6>과 같다.

경우 다음달의 3개 회사 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 미만으로 증가하고, 즉 산업성장율이 1% 미만이고 해당기업의 월 시장 점유율이 전체시장의 20% 이상일때 CC (cash cow)로 구분하였다. dog인 경우 다음달의 3개 회사의 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 미만으로 증가하고, 해당기업의 월 시장 점유율이 전체시장의 20% 미만일때 Dog로 정했다. Star인 경우에는 다음달의 3개 회사의 월 총생산금액이 이달의 총생산금액보다 1% 이상



<그림 6> CANNIE-SP에서 사용하는 4가지 인공지능망 모형의 구조

BCG와 G/G모형을 이용한 제품별 전략적 위치자료 생성과 인공지능망 모형

BCG모형과 G/G모형을 이용하여 제품별 전략적 위치자료를 선정하는 이유는 인공지능망 모형을 이용하여 보다 일반화된 전략선정을 위함이다. 인공지능망 모형은 학습하지 않은 입력에 대해서도 근사추론 기능이 있기 때문에 (이를 일반화 효과 (generalization effect)라 한다) 이러한 작업을 통하여 인공지능망 입출력 자료를 만드는 것은 의미있는 일이다.

BCG모형의 경우를 먼저 보자. 우선 제품별 전략적 위치자료를 선정하기 위하여 과거 4년간의 실제자료를 근거로 X사의 적정 시장점유율을 20%로 선정하고, 또한 매 월별 산업성장율의 기준을 1%로 하였다²⁾. 우선 cash cow의

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 해당 제품의 (본 연구의 경우 유아용 제품) 월별 시장 점유율과 월별 성장률을 비교하였다. 본 연구에서는 해당제품의 월 시장성장율을 X, Y, Z 3개 회사의 해당제품 성장율로 가정하였다. 우선 해당제품의 월별 시장성장율이 해당제품의 특정

평가에 의한 결과이다. 이같은 비율결정은 해당회사의 임원진들과 기획부서진과의 협의에 의하여 결정된 사항이다. 한편, 월별 산업성장율의 결정은 해당협회에서 나온 자료에 기초한 것이다.

2) 적정 시장점유율의 결정은 해당 화장품 회사의 자체

의사결정회사 BCG(X사)	경쟁회사 BCG(Y사, Z사)	의사결정회사 GG(X사)	경쟁회사 GG(Y, Z사)
0 0 0 0	0 0 0 0 0 0 0 0	0 0 0	0 0 0 0 0 0
CC Star QM Dog	CC Star QM Dog CC Star QM Dog	SG SH SL	SG SH SL SG SH SL

<그림 7> 특정제품에 있어서 BCG/GG모형을 이용한 전략적 위치 입력을 위한 인공지능망 모형

기업 월별 성장률 보다 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.

이같이 BCG모형 및 GG모형에서의 전략적 위치에 관한 값을 인공지능망 모형에 표시할 때에는 의사결정회사 (X사)와 경쟁회사 (Y사, Z사)의 그룹으로 분류하여 다음과 같이 표현한다.

- 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 뉴런을 할당한다.
- 2) 각 뉴런이 갖는 값은 0또는 1로서 만약 어느

회사의 특정제품이 BCG모형에서 차지하는 전략적 위치가 Star이고 GG모형에서의 전략적 위치는 SH라면, 7개의 뉴런중 BCG모형의 Star와 GG모형의 SH에 해당하는 뉴런에만 1이 주어지고, 나머지 뉴런은 모두 0을 갖게 된다.

<그림 7>은 BCG모형과 GG모형을 이용하여 결정된 특정제품의 전략적 위치를 인공지능망 모형으로 도시한 것이다.

학습자료수와 뉴런의 갯수

본 연구에서 사용하는 4가지 인공지능망 모형에서 사용하는 입출력 뉴런의 개수와 자료수 등은 다음 <표 4>와 같다. 모형-1의 경우 생산량 입력형태가 4.3의 입력형태 1을 따르므로 각 자리수마다 10개의 뉴런이 할당되고 자리수가 10만자리까지 모두 6개가 있으므로 입력뉴런의

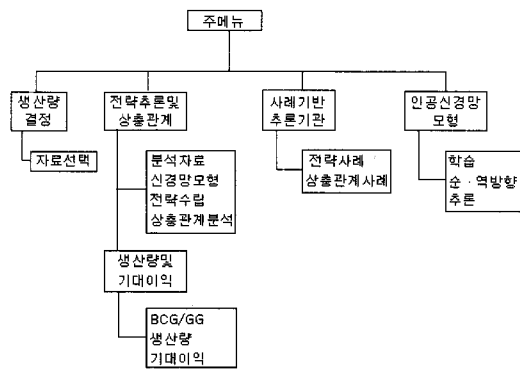
<표 4> 인공지능망 모형별 학습자료수 및 뉴런의 개수

인공지능망 모형	생산량 입력형태	자료의 종류	자료수	뉴런의 갯수	
				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

수가 60개가 된다. 모형-2는 <그림 7>에서처럼 BCG와 GG모형을 입력으로 하므로 모두 21개의 입력뉴런을 갖는다. 모형-3은 전략을 입력으로 한다. 전략의 종류는 3.2 후반에 서술된 것처럼 두가지이고 (즉, 광고전략과 제품가격전략) 각 전략은 모두 5가지 종류가 있으므로 10개의 입력뉴런을 갖는다. 모형-4는 모형-2와 같이 BCG/GG모형의 전략적 위치를 입력으로 하므로 21개의 입력뉴런을 갖는다. 한편, 모형-4는 생산량을 출력으로 갖으며 4.3에서 언급된바와 같이 입력형태 2를 갖고 생산량을 입력한다. 따라서, 6개의 각자리수마다 소수점을 입력하므로 출력뉴런수는 6개가 된다.

4.5 실험

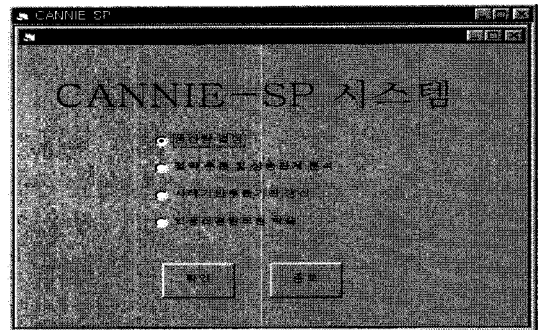
이상과 같은 설계과정을 통하여 설계된 CANNIE-SP는 비주얼 베이직 (Visual Basic)으로 윈도우 95 환경에서 구현하였다. 구현은 비주얼 베이직의 MDI(Multiple Documents Interface)를 이용하였으며 CANNIE-SP 프로토타입 시스템의 전체 구조는 <그림 8>과 같다.



<그림 8> CANNIE-SP 프로토타입 시스템의 구조도

본 연구의 경우 경영전략 수립을 위한 생산량 결정은 선형계획법 모형에 의하여 결정된다. 생산량이 결정된 후에 인공지능망 추론기관에

의하여 단기, 중기 그리고 장기전략이 추론된다. 이때 전략간 상충관계 유형은 사례기반추론의 사례베이스에서 추정되며 그 유형에 따라서 적정한 인공지능망 모형이 구동된다. CANNIE-SP 프로토타입을 실행하면 <그림 9>와 같은 초기 화면이 나타난다. 여기에는 주메뉴 화면이 나타나는데 이같은 주메뉴 화면은 <그림 8>의 시스템 구조도에서 설명한 각 기능을 수행할 수 있는 명령버튼으로 구성된다.



<그림 9> 주메뉴 화면

1단계: 선형계획법 추론기관에 의한 생산량 결정

우선 X, Y, Z사가 유아용 제품을 주요 전략 통제 가능변수로 간주한다고 가정하자. 즉, 이들 3개 회사가 서로 자사의 이익을 최대화 하고자 하는 경쟁관계를 가지며 이러한 목표를 달성하기 위하여 유아용 제품의 생산량과 관련 광고전략 및 가격전략을 전략변수로 사용한다. 이러한 경영환경하에서 X사를 의사결정회사라고 하고 X사가 전략간에 상충관계가 없으면서도 자사의 이익을 최대로 하는 경영전략계획을 수립하고자 한다고 가정하자. 한편, X사는 우선 단계적으로 생산량을 결정하기 위하여 선형계획법 모형을 사용하여 왔는데, 해당 모형을 소개하면 다음과 같다. 여기에서 사용하는 목적함수 형태와 생산제약조건 등은 X사가 경쟁관계

하에서 지금까지 사용하여 왔던 것이다.)

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

제약조건

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

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

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

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

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

모든 i에 대해서 $X_i \geq 0$

(단, X_1 = 두발용 제품의 생산량

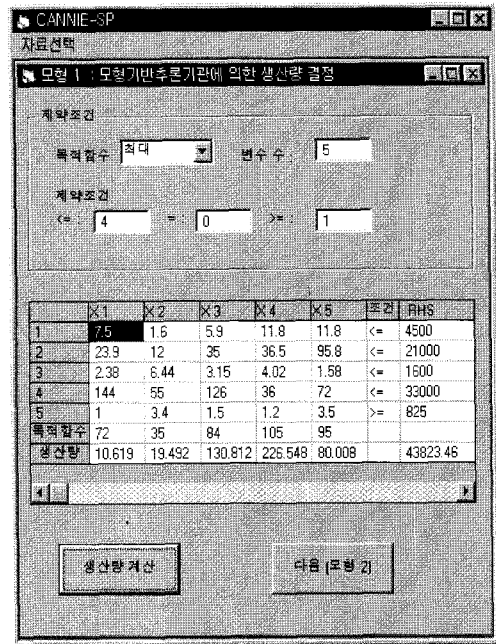
X_2 = 방향용 제품의 생산량

X_3 = 기초용 제품의 생산량

X_4 = 유아용 제품의 생산량

X_5 = 색조용 제품의 생산량

Z = 기대이익)



<그림 10> 생산량 결정 화면

이상과 같은 선형계획법 모형은 <그림 10>의 생산량 결정 화면에서와 같이 CANNIE-SP의 모형기반추론기관에서 처리된다. 이를 통하여 최적 생산량을 구할 수 있다. <그림 10>에서 결정된 제품별 최적 생산량을 정리하면 <표 5>와 같다.

그러나, 이러한 선형계획법 결과는 대부분 단기 전략으로서의 의미가 강하므로 이러한 단기 전략이 과연 중기 또는 장기적으로도 유리한 것인지의 여부를 결정하여야 한다. 대부분 경영전략 계획을 수립할 때에는 단기전략, 중기전략, 장기전략을 수립하지만, 이들 전략간에 어느정도나 상충관계가 있는지는 그 분석이 용이하지 않다. 따라서 다음의 2단계에서 이들 전략간의 관계를 분석하고자 한다.

3) 본 연구에서 사용한 선형계획법 모형은 X사가 본 연구의 타당성을 위하여 임의로 가공한 것이다. 즉, 목적함수에 나타나 있는 각 제품별 수익 등은 매우 민감한 요인이기 때문에 이는 일정한 가공을 통하여 변경하였다. 제약식에 나타나 있는 계수 등도 문제의 본질을 크게 벗어나지 않는 범위내에서 본 연구를 위하여 변경한 것이다.

<표 5> 선형계획법 모형에 의한 X사의 제품별 최적 생산량 및 기대이익

(단위 : 1000)

제품	최적생산량
X1 (두발용 제품)	10.619
X2 (방향용 제품)	19.492
X3 (기초용 제품)	130.812
X4 (유아용 제품)	226.548
X5 (색조용 제품)	80.008
기대이익	43823.460

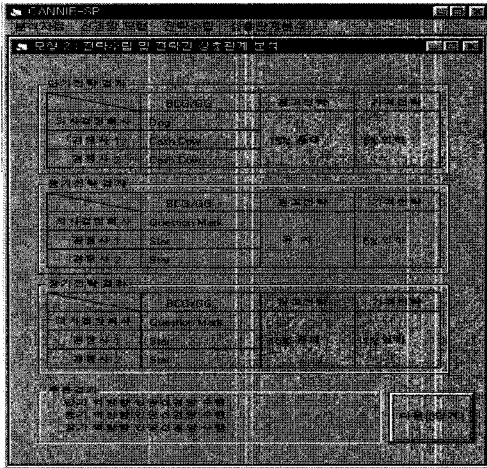
2단계: 사례기반추론기관에 의한 단기, 중기, 장기전략간 상충관계 유형분석

CANNIE-SP에서 단기, 중기, 장기전략간의 상충관계를 분석하는 의사결정 메카니즘은 사례기반추론기관에 의하여 수행된다.

1) 먼저, <표 5>에서 선형계획법 모형에 의하여 구한 유아용 제품 (X_4)의 최적생산량은 226.548인데 단위가 1000이므로 결국 선형계획법에 의한 유아용 제품의 최적생산량은

226548 이다.

- 2) 이것을 입력자료로 하여 순방향 인공지능망 모형에 의하여 단기전략, 중기전략, 장기전략을 CANNIE-SP 시스템에서 구한다. 화면은 <그림 11>과 같다.



<그림 11> 전략추론 및 사례기반추론기관에 의한 상충관계분석 화면

<표 6> 순방향 인공지능망 모형에 의한 전략별 출력결과

	기업	BCG/GG	광고전략	가격전략
단기전략	X사	Dog	15%증대	5%인하
	Y사	Cash Cow		
	Z사	Cash Cow		
중기전략	X사	Question Mark	유지	5%인하
	Y사	Star		
	Z사	Star		
장기전략	X사	Question Mark	15%증대	1%인하
	Y사	Star		
	Z사	Star		

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 구한다. 같

은 방법으로 중기전략과 장기전략도 구할 수 있다. <그림 11>의 각 기간별 경영전략 추론결과를 정리하면 <표 6>과 같다. <표 6>의 BCG/GG는 모형-1의 결과이며 광고전략과 가격전략은 모형-2의 결과이다.

<표 6>의 결과를 각 전략별로 해석하면 다음과 같다. 우선 단기적인 관점에서 보면, BCG에 의한 유아용 제품의 전략적 위치를 X사는 Dog으로 간주하고 있고, 나머지 두 경쟁회사들은 Cash Cow로 간주하고 있다. 즉, 단기적인 관점에서는 유아용 제품의 전체 산업의 성장은 안정적인 상황하에서 경쟁사는 시장에서 어느정도 확고한 시장점유를 보이는 반면, X사는 열세를 면치 못하고 있음을 알 수 있다. 따라서 CANNIE-SP에 의한 경영전략 수립지침은 X사가 이러한 열세를 만회하기 위하여 공격적인 전략으로 '광고비 15%증대 전략'과 '제품가격 5%인하 전략'을 취하여야 한다고 알려주고 있다. 한편 중기적인 관점에서 보면, X사는 BCG에 의한 유아용 제품의 전략적 위치를 Question Mark로 간주하고 있는 반면에 경쟁회사들은 유아용 제품의 시장내에서의 경쟁적 위치를 각각 Star로 간주하고 있다. 중기적인 관점에서는 단기적인 관점과는 달리 산업성장이 계속되리라는 관점을 제시하고 있지만 시장점유는 단기적인 관점과 동일하게 나타내고 있다. 이러한 배경하에 CANNIE-SP는 X사의 중기전략으로서 '광고비 유지전략'과 '제품가격 5%인하 전략'을 제시하고 있다. 이같은 중기전략은 광고 보다는 가격인하를 통하여 시장내에서의 전략적 위치를 향상시키고 아울러 시장점유율을 높이고자 하는 전략으로 해석할 수 있다. 한편, 장기적인 관점으로 보아도 X사의 유아용 제품은 중기적 관점과 동일하다. 그러나 CANNIE-SP에 의한 장기전략은 '광고비 15%증대 전략'과 '제품가격 1%인하 전략'을 제시하고 있다. 이러한 전략은 단기, 중기적으로는 가격이 경쟁력을 가지는데 중요한 변수이기는 하지만 장기적으로는 가격

보다는 제품에 대한 소비자의 인지도가 경쟁적 위치를 유지하는데 더 중요한 변수가 될 수 있는 것으로 볼 수 있다. 광고비를 15%로 최대한 증대시키므로써 제품의 인지도를 높이고, 가격 경쟁은 1% 인하전략을 통하여 단기, 중기적인 가격전략과는 상대적으로 인하폭을 줄이는 대신 경쟁사와의 가격경쟁에서는 우위를 지키는 전략이다. 따라서 광고를 통한 현금지출을 줄이므로써 현금보유에 대하여 현재의 균형을 유지한다.

3) 다음으로 이들 전략을 사례기반추론기관에서 분석하여 사례베이스내의 전략간 상충관계 유형중 어떤 것과 일치하는지를 조사한다. <그림 11>에서와 같이 CANNIE-SP의 사례기반추론기관은 단기, 중기, 장기전략을 분석하여

『 단기 역방향인공신경망 수행,
중기 역방향인공신경망 수행,
장기 역방향인공신경망 수행 』

과 같은 추론결과를 제시한다.

3단계: 역방향 인공신경망에 의한 인공신경망 추론기관

	광고전략	가격전략	BCG/GG	생산량	기대이익
단기모형	15%증대	5%인하	Dog	223,562	43775,023
중기모형	유지	5%인하	Dog	244,555	42903,048
장기모형	15%증대	1%인하	Q. Mark	224,563	43791,325

<그림 12> 역방향 인공신경망 추론화면

사례기반추론기관의 추론결과에 따라 CANNIE-SP는 <그림 12>와 같이 역방향 인공신경망을 각각 수행한다. 즉, CANNIE-SP는 단기전략, 중기

전략, 장기전략의 결과를 역방향 인공신경망 모형인 모형-3과 모형-4에 대입하므로써 최종적 전략적 위치와 그 전략적 위치에서의 생산량을 구할 수 있다.

역방향 인공신경망 모형에 의한 실험결과는 <표 7>과 같다. 단기모형에서는 광고 15%증대, 가격 5%인하 전략을 취해도 X사 제품의 경쟁적 위치는 여전히 Dog의 위치임을 알려준다. 이는 단기적으로 공격적인 전략을 취한결과 경쟁사들의 즉각적인 반응을 유발하게 되어 전략의 효과가 상쇄되기 때문이다. 중기모형에서는 단기전략에서와는 달리 광고전략을 현재수준으로 유지하면서 가격인하를 제시하고 있지만 가격에 대한 경쟁력 우위로 생산량은 244555로 최대생산에 나타내고 있다. 그러나, 경쟁적 위치가 Question Mark위치에서 Star위치로 이동하지 못하고 Dog위치로 하락하는 최악의 결과를 나타내고 있다. 장기모형에서는 가격의 인하폭을 1%로 하여 경쟁사와의 가격경쟁에서 최소한의 우위를 유지하면서, 광고전략은 15%를 증대한 결과 Question Mark위치에서 중기와 같이 Dog으로 전략하는 것은 방지할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 현재의 위치를 계속 유지하면서 좀더 유리한 전략적 위치로 이동할 수 있는 기회를 향후에 모색할 수 있음을 나타내고 있다. 각 기간별 전략에 따른 전략 및 전략적 위치, 그리고 생산량을 정리하면 <표 7>과 같다.

<표 7> 역방향 인공신경망 모형에 의한 출력결과 (단위:1000)

	광고전략	가격전략	BCG/GG	생산량
단기모형	15%증대	5%인하	Dog	223.562
중기모형	유지	5%인하	Dog	244.555
장기모형	15%증대	1%인하	Question Mark	224.563

4단계: 선형계획법 모형에 의한 전략별 기대이익 산출

<표 7>에 요약된 바와 같이 역방향 인공신경망 추론기관에 의하여 계산된 단기, 중기, 장기 전략별 생산량인 223562, 244555, 224563을 기초로 하여, 선형계획법 모형으로 각 전략별 기대이익을 구한다. 각 전략별 기대이익은 <그림 12>에서처럼 계산되며 그 결과는 <표 8>과 같이 요약할 수 있다.

<표 8> 유아용 제품 생산량을 기초한 기대이익 (단위 : 1000)

	단기전략	중기전략	장기전략
X1 (두발용 제품)	0.230	0.0	3.713
X2 (방향용 제품)	18.777	26.551	19.017
X3 (기초용 제품)	144.534	99.765	139.934
X4 (유아용 제품)	223.562	244.555	224.563
X5 (색조용 제품)	78.434	83.318	79.215
기대이익	43776.023	42903.048	43791.925

5단계: 전략간 기대이익 비교

CANNIE-SP의 문제해결 과정 4단계에서 구한 결과를 요약하면 다음 <표 9>과 같다.

<표 9> CANNIE-SP의 모형추론기관에 의하여 구한 전략간 기대이익 (단위 : 1000)

	광고전략	가격전략	생산량	기대이익
단기 모형	15%증대	5%인하	223.562	43776.023
중기 모형	유지	5%인하	244.555	42903.048
장기 모형	15%증대	1%인하	224.563	43791.925

이상의 결과는 <그림 12>에서 모두 제공한다. CANNIE-SP는 장기전략의 기대이익이 43,791,925으로서 가장 크다는 것을 확인하고 사용자에게 '광고비 15%증대', '제품가격의 1% 인하' 라는 장기전략이 유리하다는 것을 알려준다.

4.6 토의

이상과 같이 X사의 실제자료를 이용하여

CANNIE-SP의 프로토타입을 실험하였다. 이러한 실험결과를 통하여 다음과 같은 점을 추가로 정리할 수 있었다.

첫째, 모형-1과 모형-3의 결과는 각 사의 시장에서의 경쟁적(전략적) 위치를 나타낸다. 그러나, 특히 모형-3에서 유도되는 경쟁적 위치는 경영전략 수립이 영향을 미친 후의 경쟁적 위치이다. 상식적으로 경영전략 수립후의 시장에서의 경쟁적 위치는 전략수립전보다는 향상되어야 한다. 그러나, 실험결과 단기, 장기전략에서는 현재 위치를 유지하는 정도였다. 그러나, X사에서는 이러한 것이 당연한 것이라고 판단하고 있다. 왜냐하면 오히려 전략수립후의 위치가 더 하락하는 경우가 과거에 많이 있었고, 그러한 이유 때문에 전략수립 자체를 기피하는 경향이 많았다고 한다. 그러나, 장기적으로 현재의 경쟁적 위치가 유지되는 전략이라면 이는 실무적으로 충분히 의의가 있는 것으로 판단하고 있다. 특히 본 연구에서 X사가 가장 큰 흥미를 둔것은 단기, 중기, 장기전략별로 상충관계를 해결할 수 있는 최적생산량을 구할 수가 있었다는 점이다. 이는 대부분의 회사에서 생산량 결정을 주먹구구식으로 하고 있는 관행과 비교하여 매우 의미있는 것으로 판단되었으며 실제로 생산량값이 실무적으로도 상당히 의의가 있음을 확인하고 있다.

둘째, 선형계획법 모형에서 사용하고 있는 계수값을 보다 현실적으로 조정할 필요가 있었다. 이미 밝힌 바대로 이는 X사측의 가상적인 값을 입력한 것이다. 그러나, 본 연구의 의도가 본 연구에서 제안하는 연구방법론의 타당성을 검증하는 것이기 때문에 이러한 문제점은 실험결과와 타당성을 통하여 충분히 극복될 수가 있었다.

셋째, 인공신경망에 입력되는 자료가 본 연구에서 했던 것보다 더 다양하다면 지금보다는 개선된 전략수립이 가능할 것이다.

V. 결론 및 향후 연구방향

본 연구에서는 사례기반추론, 인공지능망, 그리고 선형계획법 모형을 결합하여 경영전략간 상충관계를 효과적으로 해결할 수 있는 추론메카니즘을 제안하였다. 이를 위하여 CANNIE-SP라는 프로토타입을 비주얼 베이직 언어로 윈도우 95환경에서 구축하였다. 인공지능망은 단기전략, 중기전략, 장기전략을 산출하거나 또는 생산량을 산출하는 역할을 하고, 사례기반추론은 전략간 상충관계 유형을 분석하여 그 추론결과에 따라 특정 역방향 인공지능망을 구동시키는 역할을 한다. 한편, 선형계획법 모형은 주어진 생산계획 모형에 따른 제품별 최적생산량을 구하거나 또는 주어진 생산량을 구하기 위한 기대이익을 구한다. 이와 같이 CANNIE-SP는 경영전략간 상충관계를 해결하기 위하여 세 가지 추론기관을 결합하여 추론하는 새로운 개

념의 경영전략 수립 시스템이다. 본 연구의 주요공헌을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 단순히 경영전략을 수립하는 모형뿐만 아니라 전략간 상충관계를 해결하는 메카니즘을 동시에 고려하였다.

둘째, 사례기반추론과 인공지능망, 그리고 선형계획법 모형 등 관련 기법을 하나의 유기적인 의사결정환경하에서 통합하였다. 특히 사례기반추론과 인공지능망의 결합은 경영전략 수립모형에서는 처음 시도되는 접근방법이다.

향후 연구과제로서는 첫째, 다양한 통계 소프트웨어와 인터페이스 될 수 있는 기능을 추가하므로써 보다 다양한 전략 시뮬레이션을 가능하도록 한다. 둘째, 전략간 상충관계 문제 뿐만 아니라 보다 다양한 경영전략 문제도 풀 수 있게끔 CANNIE-SP의 기능을 확대한다. 셋째, 불확실성을 감안한 퍼지이론의 적용이 필요하다.

〈참 고 문 헌〉

이건창, "지능적 전략계획 시스템 설계를 위한 지식기초 의사결정체제와 인공지능망과의 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.

Ajenstat J. et al., "Artificial Intelligence for Artificial Intelligence," in *Proceedings of the AIFA Conference Artificial Intelligence for Agriculture and Food, Equipement and Process Control*, 1993, pp. 275-284.

Allen, B.P., "Case-Based Reasoning: Business Applications," *Communications of the ACM*, Vol. 37, No. 3, 1994.

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.

Chi, R.T., M. Chen, and M.Y. Kiang, "Generalized Case Based Reasoning System for Portfolio Management," *Expert Systems with Applications*, Vol. 6, 1993, pp. 67-76.

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.

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 Expert 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.

Hammond, K.J., "CHEF: A Model of Case-

based Planning," *AAAI*, 1986, pp. 267-271.

Hammond, K.J., *Case-based Planning: Viewing Planning as a Memory Task. Perspective in Artificial Intelligence*, Academic Press, Boston, MA. 1989.

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.

Hinrichs, T.R., *Problem solving in open worlds*, Lawrence Erlbaum Associates, 1992.

Holloway, C. and J.A. Pearce II, "Computer Assisted Strategic Planning," *Long Range Planning*, 1982, Vol. 15, pp. 56-63.

Kitano, H. et al., *Building Large-scale and Corporate-Wide Case-Based System: Integration of Organization and Machine Executable Algorithms*, AAAI, 1992.

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.

Medsker, L.R., *Hybrid Intelligent System*, Kluwer Academic Publishers, 1995.

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: Merril, 1992.

Myllymaki, P. and H. Tirri, "Massively Parallel Case-Based Reasoning with Probabilistic Similarity Metrics," *European workshop on Case-Based Reasoning(EWCBR93)*, Springer Verlag, Berlin, 1994.

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. Williams, "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.

Schank, R. and C. Risebeck, *Inside Case-Based Reasoning*, Lawrence Erlbaum Assoc., Hillsdale, NJ, 1989.

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: AAI 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.

Slade, S., "Case-Based Reasoning: A Research Paradigm," *AI Magazine*, Spring 1991, pp. 42-55.

Sycara, K., "Using Case Based Reasoning for Plan Adaptation and Repair," In *Proceedings DRAPA'88*, see Kolodner J.L.,(Ed.) 1988.

Todd, D., "Expert Systems Go Retail," *Information Week*, Nov 6, 1989, p. 28.

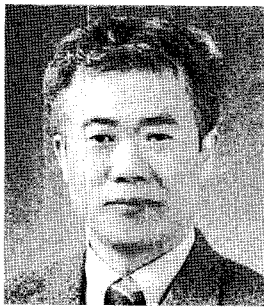
Walker, T.C. and R.K. Miller, *Expert Systems 1990: An In-Depth Assessment for Technology and Applications*, Madison, GA: SEAI Technical Publications, Nov 1989.

Wind, Y., V. Mahajan and D.J. Swire, "An Empirical Comparison of Standardized Portfolio Models," *Journal of Marketing*, Vol. 47, 1983, pp. 89-99.

Watkins, P. and L. Eliot, *Expert Systems in Business and Finance*, New York:Wiley, 1991.

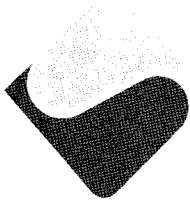
Zeidenberg, M., *Neural Network Models in Artificial Intelligence*, Ellis Horwood, England, 1990.

◆ 저자소개 ◆



이 건 창 (Lee, Kun Chang)

성균관대학교 경영학과를 졸업하고 (1982), KAIST 경영과학과에서 석사 (1984) 및 박사학위(1988)를 취득하였다. 현재 성균관대학교 경영학부에서 MIS 분야를 지도하고 있다. 주요관심분야는 Knowledge Discovery, Intelligent Agent-based Electronic Commerce 등이다.



이 철 원 (Lee, Cheol Won)

성균관대학교 통계학과에서 학사, 석사 및 박사학위를 취득하였다. 현재 경민전문대학교 사무자동화학과에서 재직하고 있으며, 주요 관심분야는 통계 의사결정이다.