

신경회로망과 (s^* , S^*) 정책을 이용한 대규모 유통업을 위한 재고 관리 시스템의 개발*

김 우 주**

< 목 차 >

I. 서론	3.5 (s^* , S^*)정책을 이용한 전략적 의지의 재고 통제에의 반영
II. 대규모 유통업에서의 재고관리	IV. 신경회로망 및 (s^* , S^*)정책 기반 재고 관리 시스템의 개발
2.1 재고 제품 특성	4.1 재고관리와 전문가시스템
2.2 재고관리 정책	4.2 재고 관리 시스템 구조
III. 대규모 유통업 재고 관리를 위한 신경회로망 기반 (s^* , S^*) 모형	4.3 재고 관리 시스템의 성과 평가 및 분석
3.1 정보 시스템과 재고관리	V. 결 론
3.2 수요예측	참고문헌
3.3 (s^* , S^*) 모형	Abstract
3.4 (s^* , S^*) 모형의 재고 관리 성과평가	

I. 서론

최근 유통 산업은 취급하는 품목의 구색은 물론이고, 규모 자체에 있어서도 급성장하고 있다. 이러한 규모의 대형화와 다품종화는 곧 재고 관리 업무를 질적, 양적인 면에서 더 이상 사람의 판단이나 노동에 의존하는 재고 관리 방식으로 수행할 수 없도록 만들고 있다. 한편 정보 시스템 기술의 발달을 바탕으로 POS 시스템이나 자동입고시스템과 같은 재고 정보 시스템들이 등장하여 어느 정도는 상기한 재고 관리 업무의 양적인 문제점들을 해결하고 있다. 하지만 재고 관리 업무의 중요한 부분인 수요 예측이나 발주 시기와 발주량 결정 등의 재고 통제 결정은 아

* 본 연구는 (주)한화 유통의 지원하에 수행되었습니다.

** 전북대학교 산업공학과 전임강사

직 대부분 수작업에 의존하고 있는 실정이다. 이러한 주요 재고 관리 업무가 자동화되지 않고는 실질적인 유통 산업에서의 재고 관리 문제를 근본적으로 해결하기는 어렵다.

이렇게 재고 통제 결정이 유통 산업의 재고 관리 문제 해결을 위해 시급히 자동화되어야 함에도 불구하고, 실제 산업에서는 이러한 자동화가 매우 미흡한 실정이다. 이에 대한 현실적 이유들을 들어본다면 다음과 같이 정리할 수 있다.

첫째, 지금까지 연구된 대부분의 재고관리 모형들은 수요 예측이 재고 관리 모형과 밀접한 관계가 있음에도 불구하고 독립적인 주제로 연구되어 옴으로 인해 기존의 재고 관리 모형들이 수요에 대해 고려를 상대적으로 단순화하고 있다. 그러나 실제 유통 산업에서는 시계열적 예측 뿐만 아니라 판단적 예측 등 모든 종류의 가능한 수요 예측 정보 등이 체계적으로 재고 관리에 반영되기를 희망하고 있으며, 사실 이러한 업무가 재고 관리 담당자에 의해 수작업으로 이루어지고 있는 상태이다.

둘째, 대부분의 재고 관리 연구들은 모두 재고 관리의 통제변수(control variable)로서 각종 비용(재고 유지비용, 품질 비용, 발주 비용 등)들에 대한 엄격한 가정들에 바탕을 두어왔다. 하지만 실제 유통산업에서는 이들 비용들을 추정하기도 어려울 뿐만 아니라, 이를 실질적인 재고 통제의 기준으로 삼기도 어려운 실정이다. 예를 들어 어떠한 전략적 이유로 인해 재고를 당분간 줄이고자 할 때, 어느 정도로 재고 비용을 작게 주어야 하는지 판단하기가 곤란하다.

셋째, 현대의 재고 정보 시스템 환경 하에서의 재고 심사 비용(inventory review cost)은 거의 인식하지 않아도 될 정도로 낮아졌으며, 획득된 재고 정보의 정확성과 실시간성 역시 완벽에 가까워지고 있다. 한편 과거의 대부분의 재고 관리 연구들은 이러한 재고 정보 시스템 하에서의 재고 정보 상황을 적극적으로 고려하고 있지 못한 형편이며 이는 곧 해당 유통기업에 있어 대량의 정보 손실을 의미하게 된다.

넷째, 특히 재고 관리 연구들에서 문제를 간결하고 명료하게 해결하기 위해 가능한 한 상황을 단순화시켜 왔다. 그러나 이러한 단순화는 곧 실제 문제 해결에의 적용에 있어서는 치명적인 단점이 될 수도 있다. 예를 들면, 발주 시기가 매우 불규칙한 경우가 실제 유통업에서는 일반적인 사항인 반면 기존의 재고 관리 이론들은 이러한 경우에 대해 상대적으로 간과하고 있다.

다섯째 이유는 대부분의 유통 회사들은 제한된 공간에 많은 품목을 진열하기를 희망하는 데에서 기인한다. 이는 곧 이들 유통 회사들이 단지 품질 비용과 재고유지 비용간의 상쇄(trade-off) 정도를 파악하는 데에 의미를 두기보다는 정확한 수요예측과 이를 바탕으로 가능한 한 최소 품질 및 재고 수준을 실질적으로 달성하는 것을 바라고 있다는 것을 의미한다. 따라서 현재의 대규모 유통업에 있어서의 재고 관리는 품질 비용과 재고 유지비용의 두 가지의 기준을 총 비용 내에서 동일시하는 것과 달리 주어진 공간 내에서 어떻게 품질을 줄이는지 혹은 정해진 품질 수준 하에서 어느 정도 진열이나 저장 목적의 공간이 요구되는지 등과 같은 각각의 기준에 대한 목적을 어떻게 구체적으로 달성할 수 있는지를 제시해 줄 수 있어야 한다.

이상에서의 이유들은 기존의 많은 재고 관리 연구 결과나 모형들을 그대로 대형 유통업의 재고 관리업무 자동화에 적용하는 데에는 많은 문제점들을 야기시킬 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하고, 실질적으로 대형 유통업의 재고 관리 자동화에 적용될 수 있는 방법론 개발과 구현을 목적으로 하고자 한다. 이를 위해 먼저 다음 장에서는 대형 유통업들이 처한 실질적인 재고 관리 문제를 정확히 분석 정의하고, 이를 바탕으로 3장에서는 정확한 수요 예측을 위한 신경회로망과 수요 예측을 바탕으로 보다 효과적인 재고 통제를 가능케 할 수 있는 (s^* , S^*) 모형을 제시하고, 그 성과를 분석 및 검증을 해 보고자 한다. 한편 4장에서는 이들 신경회로망 기반 수요 예측 모형과 (s^* , S^*) 재고 통제 모형을 기반으로 하는 재고 관리 시스템의 구조를 궁극적인 재고 관리 자동화 방법론으로서 설계 제시하고, 그 구현 성과 역시 검증하고 있다. 특히 국내 유수의 유통업체의 자료를 각각의 방법론 검증에 이용하였으며, 이에 따라 본 연구에서 제안된 방법론이 다른 유사한 상황의 대형 유통업체에도 효과적으로 적용될 수 있을 것이다.

II. 대규모 유통업에서의 재고관리

실질적인 재고 관리의 자동화가 이루어지기 위해서는 먼저 대규모 유통업에서의 재고 관리 특성들을 파악해야 한다. 재고 관리의 특성은 크게 제품 자체의 특성과 재고 관리 정책의 특성으로 나누어 질 수 있으며, 아래에서는 이들 두 관점에서 대규모 유통업에서의 재고 관리 특성들을 보다 자세히 분석해 보고자 한다.

2.1 재고 제품 특성

2.1.1 비용 요소

재고관리 시스템의 기본적인 목표는 재고와 관련된 총비용을 최소화하는 것이다. 총비용을 형성하는 관련 비용들은 크게 세 가지로 분류될 수 있다. 먼저 제품의 획득과 관련된 비용으로 제품의 공급자에게 지불해야 하는 비용과 제품의 획득 과정에서 발생하는 비용(발주 비용)이 있다. 두 번째로 재고의 보유와 관계 있는 비용인 재고 유지비용이 있는데, 이는 재고에 투자된 금액에 대한 기회비용, 창고를 관리함으로써 발생하는 비용, 재고의 노후화와 예기치 못한 손실, 그리고 보험과 세금 관련 비용 등을 모두 포함한다. 세 번째로 품질 비용은 수요가 현재 보유하고 있는 재고수준을 초과하는 경우 발생하는 비용이 그 것이다. 특히 품질비용은 상황에 따라 여러 가지 형태로 정의될 수 있으나, 기존의 연구에서 가장 많이 사용되는 가정을 따르면 품질

되어 매출 기회를 잃은 단위 제품의 수에 비례하거나, 또는 품질기간의 제품의 수에 비례하도록 정의될 수 있다[Holt et al., 1960].

기존의 재고 관리 연구들은 앞에서 언급한 비용들을 정확히 측정할 수 있다는 가정 하에 총 비용을 최소화하려는 방향으로 진행되어 왔다. 하지만 실제 대규모 유통업체의 경우 관리해야 하는 제품의 수가 최소 10,000 여개를 상회하고 있는 실정이며 따라서 각 매장의 재고 관리 담당자가 수작업을 통해 모든 제품들에 대한 제반 비용들을 결정하는 것은 양적으로나 질적으로 볼 때 거의 불가능하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 재고 관리의 성과 지표로서 총비용의 최소화 개념의 무리한 적용보다는 그 대안으로서 서로 상충관계에 있는 두 가지 척도 자체를 바탕으로 한 재고 관리 방법론을 제시하고자 한다. 이 때 한편으로는 품질비용이 단위시간(1개월) 동안의 품질 회수(day)에 비례한다는 가정 하에 월간 품질 회수를 최소화시키고 다른 한편으로는 재고 유지비용을 최소화하기 위해 월간 재고회전율을 최대화시키게 됨으로써 보다 현실적 재고 관리를 가능케 할 수 있다.

2.1.2 수요의 형태

재고 관리 모형은 특히 수요의 형태에 많은 영향을 받게 되는데, 이러한 수요의 형태에 대해 Chikan[1990]과 Ghiaseddin[1994]은 기존의 재고관리 모형들을 다음과 같은 분류 기준을 이용하여 분류하였다. 하나는 수요가 확정적(deterministic)이나 확률적(probabilistic)이나 하는 기준이고, 하나는 수요가 안정적(stationary)이나 시간에 따라 변동적(time-varying)이나 하는 기준이다.

현재 대규모 유통업체가 일반 소비자를 대상으로 하는 제품들 중 수요가 안정적인 성격을 갖는 것은 거의 없다고 볼 수 있으며 만약 존재한다 하더라도 시간에 따라 변동적인 수요로서 간주하고 관리할 수 있다면 상대적으로 안정적인 수요를 갖는 제품들도 아울러 더욱 정교한 재고 관리가 가능할 수 있을 것이다. 이와 더불어 거의 무시될 정도로 낮아진 정보 처리 비용으로 인해 수요에 대한 강한 단순화는 점점 그 효익을 잃어가고 있는 실정이며 이에 따라 본 연구에서는 수요에 대해 확률적이고 변동적인 가정을 일괄적으로 적용하고 이에 따라 보다 정확한 예측을 바탕으로 현실적 재고 관리를 수행할 수 있는 방법을 제시함으로써 이 문제를 해결하고자 한다.

2.1.3 공급 상황

공급 형태는 크게 재고가 즉시 보충될 수 있는가 또는 일정한 비율로 보충되는가의 두 가지로 분류될 수 있는데 일반적으로 소매점에서는 재고가 즉시 보충되고, 제품의 생산을 업무로 하는 곳에서는 일정한 비율로 보충되는 것으로 가정할 수 있다. 본 연구에서는 제품의 판매만을 주요 업무로 하는 유통업을 대상으로 하고 있으므로 재고는 즉시 공급된다고 간주하고자 한다.

2.1.4 가격 계획

대규모 유통업체의 경우 각 점포에서의 발주는 소량으로 이루어지고, 대량 발주는 본부의 구매 담당자를 통해 수행되는 경우가 일반적이다. 본 연구는 일차적으로 점포에서의 재고 관리 시스템을 대상으로 하고자 하며, 따라서 구매 가격에서의 할인 요인은 없는 것으로 간주하고자 한다.

2.1.5 유효기간

유효기간을 갖는 제품들은 유효기간을 고려하지 않아도 되는 제품들에 비해 상대적으로 복잡한 재고관리 모형으로 관리되어야 함은 쉽게 짐작할 수 있다. 하나의 이유를 들자면 재고관리 모형이 이미 발주한 제품들과 현재 보유하고 있는 제품들의 수명을 계속 추적하여야 하며 동시에 현재의 재고와 앞으로 보유하게 될 재고를 실질적으로 구별할 수 있어야 하기 때문이다 [Schmidt and Nahmias, 1985]. 기존의 연구들 중 Graves[1982]와 Nahmias[1982]는 대기행렬 이론(queueing theory)을 적용함으로써 영속재고 체계를 가지며 유효기간을 고려할 수 있는 발주 모형을 제시하기도 하였으나, 일정 기간의 수요에 대한 특정 확률 분포를 가정함으로써 이 모형을 대부분의 경우 시간에 따라 동적으로 변동하는 수요를 갖는 제품들에 대해 효과적으로 적용을 어렵게 하고 있다.

따라서 본 연구에서는 제품 흐름에 대해 선입선출(FIFO) 또는 후입선출(LIFO) 방식을 가정할 수 있도록 함과 동시에 이를 바탕으로 각 제품의 재고의 잔여 수명 분포를 추적할 수 있는 방안을 제시함으로써 발주 시점을 결정하는 과정과 매일 매일의 제품 상태를 관리하는 과정에서 유효기간을 고려해야 하는 제품과 고려하지 않아도 되는 제품의 구별 없이 하나의 통합된 재고 관리 모형 제안 적용할 수 있게 하고 있다.

2.2 재고관리 정책

2.2.1 정기재고 체계와 영속재고 체계

정기재고 체계는 일정한 그룹에 속해 있는 모든 제품들이 같은 재심 기간을 가질 때 장점을 가지며, 이로 인해 발주 과정과 관련된 업무량을 합리적으로 예측할 수 있게 된다. 이와 반대로 영속재고 체계 하에서는 언제 얼마나 다양한, 그리고 많은 양의 발주가 동시에 이루어질 것인가를 불확실해 짐으로써 업무량에 대한 합리적인 예측이 불가능하다. 한편 영속재고 체계는 정기재고 체계보다 적은 양의 안전재고를 유지하면서도 동일한 품질 위험을 가질 수 있는데, 이것은 대부분의 경우 안전 재고가 유지되어야 할 기간이 정기 재고 체계 아래에서 더 길기 때문이다. 한편 근래 대부분의 대규모 유통업체들은 인건비의 감소와 효율적인 재고관리를 위해 POS 시스템과 자동입고 시스템과 같은 정보 시스템을 구축하고 있는데 이러한 환경 하에서는 재고 상태를 파악하는 비용, 즉 재심비용은 과거에 비해 매우 작아지게 된다. 이와 동시에 품질 방지에

대한 중요성은 과거 어느 때보다 커지고 있어서 대규모 유통업체들이 정기 재고 체계보다 안전 재고를 상대적으로 적게 유지할 수 있는 영속 재고 체계를 선호하는 것은 어쩌면 당연한 결과이다. 따라서 본 연구에서는 영속 재고 체계를 기본 틀로 하여 대규모 유통업을 위한 재고 관리 방법론을 개발하고자 한다.

2.2.2 재고관리 정책의 선택

기존의 재고관리 정책을 크게 정기 재고 체제와 영속 재고 체제의 구분을 이용하여 분류해 본다면 먼저 정기 재고 체제를 따르는 재고관리 정책으로는 (R, Q) 정책, (R, S) 정책, (R, s, S) 정책 등이 있으며, 영속재고 체제를 따르는 재고관리 정책으로는 (s, Q) 정책과 (s, S) 정책 등이 있다(R : Fixed review period; Q : Fixed replenishment quantity; s : Reorder point; S : Target inventory). 특히 (s, S) 정책은 총비용의 최소화 측면에서 발주비용, 재고유지비용, 품질비용이 적절히 정의될 수 있는 경우에 최적의 재고 관리 정책임이 이미 기존의 연구에서 밝혀진 바 있으나 최적의 s 와 S 값을 결정하기 위한 계산의 복잡성 및 가정의 엄격성 때문에 실제 대규모 유통업의 재고관리 문제에 적용하기가 어려운 실정이다[*Hillier and Lieberman, 1980*]. 이를 해결하기 위해 이러한 s 와 S 값에 대해 추정할 수 있는 2차원 탐색 방법도 제시된 바 있으나 이 역시 유사한 한계점을 내포하고 있다[*Hadley and Whitin, 1963*].

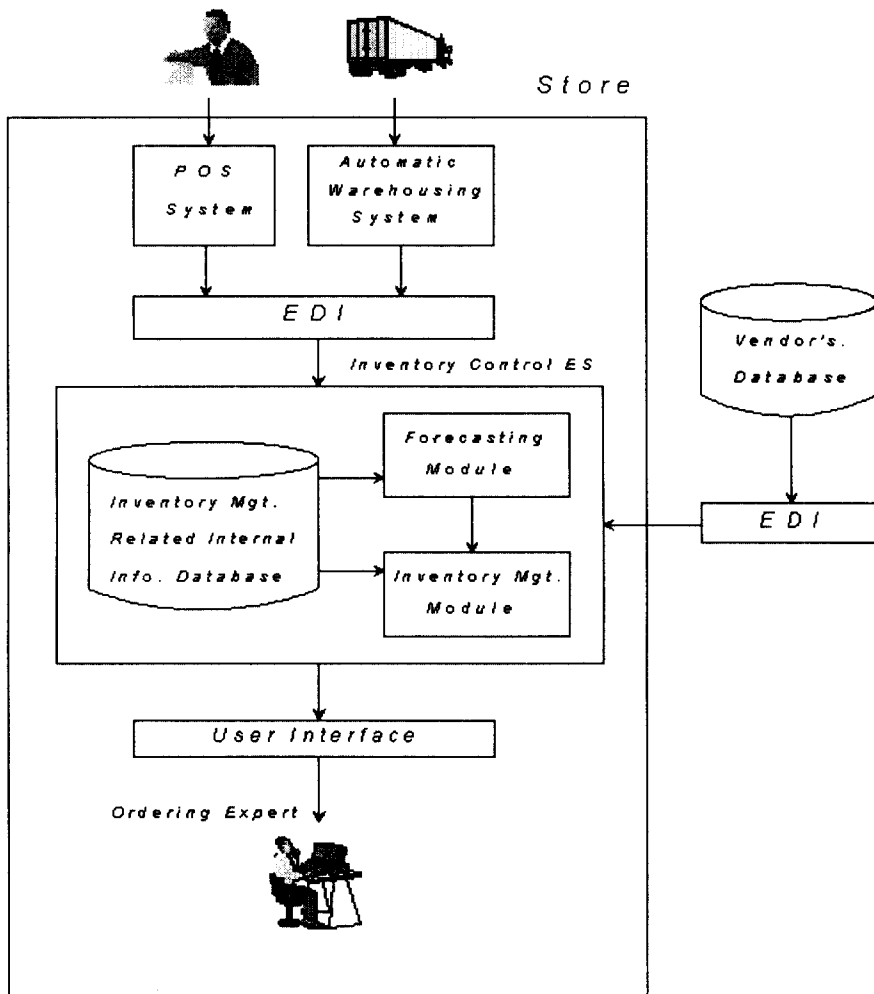
따라서 대부분의 실제 경우에 고정된 s 와 S 값을 갖는 (s, S) 정책을 사용하여 재고 관리가 수행되고 있으나 만일 상황에 따른 s 와 S 값에 대한 적절한 조정이 현실적으로 가능하다면 고정 (s, S) 정책보다 훨씬 효과적인 재고관리가 가능해질 것이다. 이러한 배경 하에서 먼저 다음 장에서는 신경회로망 기법을 이용하여 보다 정확한 수요 예측치를 제공할 수 있는 예측 방법을 제시하고 이를 바탕으로 s 와 S 값에 대한 적절한 조정을 할 수 있는 수정된 (s, S) 모형인 (s^*, S^*) 모형을 제시하여 대규모 유통업에서의 재고관리의 성과를 제고시키고자 한다.

Ⅲ. 대규모 유통업 재고 관리를 위한 신경회로망 기반 (s^*, S^*) 모형

3.1 정보 시스템과 재고관리

정보 시스템의 괄목할만한 발전은 과거에 불가능한 것으로 여겨지던 일들을 가능하게 하고 있으며 이와 같은 현상은 유통산업에서의 재고관리 분야에서도 예외는 아니다. <그림 1>에서 볼 수 있듯이 정보 기술(information technology)이 재고 관리 시스템과 접목됨으로써 재고관리자는 판매 시점에서 재고 상태를 손쉽게 파악할 수 있으며 제품 입고 과정에서도 스캐너와 같은

도구를 이용하여 과거에 비해 훨씬 적은 노력으로 검수 과정을 수행할 수 있게 되었다. 이와 같은 환경에서 우리는 어느 때에라도 POS 시스템을 통해 어떤 제품이 언제 팔렸는지에 대한 정보는 물론이고 현재 그 상품의 재고가 어떤 상태에 있는지도 즉시 파악할 수 있게 되었다. 우리는 또한 자동입고시스템(automatic warehousing system)을 통해 어떤 상품이 언제 입고되었고 그 입고량이 얼마나 되는지 등을 명백하게 알 수 있다. 이제 이러한 정보 시스템 환경을 기반으로 획득된 정보를 최대한 활용할 수 있으며 동시에 모든 종류의 제품을 하나의 단일 재고관리 모형으로 관리할 수 있는 방법론을 제시하고자 한다.



<그림 1> 정보시스템과 자동발주 시스템이 통합된 환경

3.2 수요예측

수요 예측의 정확성은 재고 관리의 성과를 결정하는 가장 중요한 요인 중의 하나이다. 물론 정확한 수요 예측의 효과는 재고 관리 모형이 이들 예측 정보를 충분히 반영할 수 있을 때 나타나게 되지만 예측된 정보가 본 방법론 하에서 어떻게 재고 관리에 반영되는지는 3.3절에서 자세히 다루기로 하고 본 절에서는 우선 대규모 유통업에 있어서 각 제품들에 대한 정확한 수요 예측치를 제공할 수 있는 수요 예측 방법의 개발에 초점을 맞추고자 한다.

현실적으로 대규모 유통업의 경우, 제한된 공간 하에서 많은 종류의 품목을 취급하므로 수요 예측 방법은 적절한 사용자 수준을 요구하여야 하며 동시에 예측치의 정확성도 어느 정도 보장되어야 한다. 특히 예측의 정확성은 이를 바탕으로 한 재고관리 모형이 적은 안전 재고를 이용하여 최소의 품절 성과를 달성하는 데에 있어 기초가 되고 있다. 이상의 두 가지 목적을 이루기 위해 본 연구에서는 최근 예측 및 추정 분야에서도 각광받고 있는 신경회로망 모형을 대규모 유통업 재고관리를 위한 수요 예측 모형을 채택하고자 하며 그 근거를 아래와 같이 요약할 수 있다.

첫째, 신경회로망 모형은 아주 정교한 예측 모형들과 비견되거나 오히려 우수한 예측 성과를 보이고 있다[Haykin, 1994].

둘째, 신경회로망 모형은 상대적으로 모형 개발을 위한 사용자의 결정 사항이 적고 단순하며 예측 작업의 실시간성이 우수하다.

이러한 장점에도 불구하고 신경회로망 모형 역시 다른 예측 모형에서와 같이 입력 자료의 설계가 그 예측 성과에 많은 영향을 주게 되는데 이를 위해 본 논문에서는 신경회로망 모형의 입력 자료로서 선정된 수요 결정 요인들과 그 과거 실적 자료에 대한 전처리 설계 내역을 소개하고자 한다. 먼저 요인 선정 과정에서 실제 과거 판매 실적 자료로부터 순수 시계열 요인 외에도 판매 촉진 효과와 휴일 효과가 각 제품의 수요를 결정하는 추가적 요인들로 인식되었으며 이에 따라 과거 자료에 대해 이들 두 요인의 효과와 함께 순수 시계열 자료를 추정하였으며 따라서 요인 효과가 제거된 순수 자료와 추정된 두 요인 및 그 효과에 대한 자료 등이 신경회로망의 입력 자료로서 결정되었다.

아래에서는 이들 각 전처리 요인들에 대해 소개하고, 이어서 구체적인 신경회로망의 설계와 함께 가장 일반적으로 사용되고 있는 전통적 수요 예측 방법들 중 본 연구에서 신경회로망의 성과 검증을 위해 채택된 몇 가지 수요 예측 방법을 소개하고자 한다.

3.2.1 효과 요인 반영

제품 수요는 그 자체의 시계열적 특성 외에도 할인, 광고 등과 같은 점포의 능동적인 판매 촉진 전략과 휴일 및 사회적 사건 등의 수동적인 요인에 의해 영향을 받게 되며 따라서 유통업

에 있어서의 제품 수요 예측을 위해서는 이러한 비주기적 요인들이 제거된 데이터를 이용하는 것이 일반적으로 효과적이다. 본 연구에서도 역시 이러한 과정을 통해 얻어진 순수 시계열 예측 값에 각종 요인들의 효과를 반영하는 방식으로 최종적인 예측 값이 구하고자 하는데 본 연구에서 이용된 실제 자료로부터는 이러한 효과 요인으로서 판매 촉진 효과와 휴일(일요일 제외) 효과가 제품 수요의 결정에 의미 있는 요인들로 인식되어 다음과 같이 신경회로망을 위한 입력 자료로서 준비되었다. 한편 기타 요인이 추가적으로 존재한다면 이에 대한 수요 예측에의 반영은 이들 두 요인에 적용된 방법과 유사한 방법으로 간단히 이루어 질 수 있음은 물론이다. 이들 두 효과 요인들에 대한 단계별 조정 내역은 아래와 같다.

(1) 판매촉진 효과 계산

제품 가격 할인율을 10% ~ 20%, 20% ~ 30% 등의 구간으로 나누고 이들 각 구간에 대해 판매촉진 활동이 있었던 날과 있지 않았던 날의 매출 량의 평균적 비율을 해당 구간에 대한 판매촉진 효과 지수로 추정하게 되며 이에 대한 자세한 계산 방법은 아래의 공식 (3-1)과 같다.

$$PE_i = 1 + \frac{1}{n_{PS_i}} \sum_{j \in PS_i} \frac{S_j - \frac{\sum_{k \in NPS} S_k}{n_{NPS}}}{\frac{\sum_{k \in NPS} S_k}{n_{NPS}}} \quad (3-1)$$

- i : 할인을 구간의 인덱스([10 - 20%], [20 - 30%], . . .)
- PE_i : 할인을 구간 i 에서의 판매촉진 효과
- S_j : j 날짜에 판매된 과거 매출량
- n_S : S 집합에 속한 원소의 수
- PS_i : 할인이 할인을 구간 i 에 속하는 날들의 집합
- NPS : 할인이 없던 날들의 집합

(2) 휴일 효과 계산

휴일에 해당되는 날과 해당되지 않은 날의 매출 량의 평균적 비율을 휴일 효과 지수로 이용하고자 하며 여기에서 실제 휴일 효과가 발생하는 구간은 특정 휴일의 2일 전부터 해당 휴일까지로 가정하고 있으며 역시 자세한 추정 방법은 아래의 공식 (3-2)와 같다.

$$HE = 1 + \frac{1}{n_{HS}} \sum_{j \in HS} \frac{S_j - \frac{\sum_{k \in NHS} S_k}{n_{NHS}}}{\frac{\sum_{k \in NHS} S_k}{n_{NHS}}} \quad (3-2)$$

HE : 휴일 효과

- s_j : j 날짜에 판매된 과거 매출량
- n_S : S 집합에 속한 원소의 수
- H_S : 휴일 효과를 갖는 날들의 집합
- NH_S : 휴일 효과가 없던 날들의 집합

(3) 판매촉진 효과와 휴일 효과가 제거된 순수 시계열 데이터 생성

이제 실제 제품 수요 실적 자료에 앞에서 구한 판매 촉진 효과 지수와 휴일 효과 지수를 역으로 적용하여 판매촉진 효과와 휴일 효과를 제거한 순수 제품 수요 시계열 자료 y_t 를 아래의 공식 (3-3)과 같은 방법으로 생성할 수 있다.

$$y_t = \begin{cases} \frac{s_t}{PE_i \cdot HE}, t \in PS_i \text{ and } t \in HS \\ \frac{s_t}{PE_i}, t \in PS_i \text{ and } t \in NHS \\ \frac{s_t}{HE}, t \in NPS \text{ and } t \in HS \\ s_t, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (3-3)$$

y_t : t 시점에서 판매촉진 효과와 휴일 효과가 제거된 매출량

이상의 절차를 거쳐 궁극적으로 세 가지 유형의 자료를 얻게 되는데, 판매 촉진 효과 지수, 휴일 효과 지수 및 순수 판매 시계열 자료가 그 것이다. 이들 세 가지 유형의 자료를 이용하여 이하에서 본 연구의 수요 예측 방법으로 채택된 신경회로망 및 이의 성과 측정을 위한 기존의 다양한 통계적 예측 기법들이 구축되고 분석되었다.

3.2.2 통계적인 수요 예측 방법

본 절에서는 신경회로망 기법의 예측성과를 검증하기 위하여 같이 분석된 통계적인 수요 예측 방법들에 대해 간략히 소개하고자 한다.

(1) 평균

과거 일정 기간(1년) 동안의 평균 매출 량을 수요 예측 값으로 추정한다.

(2) 이동평균법

이동평균법은 과거 일정 기간의 평균값을 다음 날의 예측 값으로 삼는 수요예측 방법으로서 t 시점에서 $t+1$ 시점의 값을 예측하는 경우, 계산 방식은 다음의 공식 (3-4)와 같으며 이 때 N 값은 예측치에 영향을 미치는 과거 기간을 의미하고 있다. 본 연구의 대상 유통업체의 경우 제

품들이 요일 효과를 갖는다는 현장 전문가의 경험에 근거하여 N 을 7일로 간주하여 예측을 수행하고 있다.

$$y'_{t+1} = y'_t + \frac{y_t - y_{t-N}}{N} \quad (3-4)$$

(3) 단순지수평활법

단순지수평활법은 $t+1$ 시점의 예측치 y'_{t+1} 을 구하기 위해 아래의 공식 (3-5)와 같은 방법을 이용하게 되는데 여기서 α 는 $0 < \alpha < 1$ 을 만족하는 임의의 평활 계수이며 수요 예측치를 결정하는데 있어서 과거의 수요 추세와 최근의 수요 변화간의 비중을 의미하고 있다. 따라서 α 의 값이 작으면 예측 값은 최근의 수요 변화에 대하여 다소 늦게 반응을 보이게 되며 반대의 경우 매우 즉각적인 반응을 나타내게 되는데 본 연구에서는 α 값에 대한 여러 개의 대안 값들 중 가장 좋은 예측 결과를 갖는 0.6을 최종 α 값으로 선정하고 이를 이용하여 신경회로망과 비교하고 있다.

$$y'_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha) y'_t \quad (3-5)$$

(4) 계절 요인 분석(Multiplicative Seasonal) 방법

계절 요인 분석 방법을 적용하기 위해서는 먼저 과거 각 주별 주간 평균 수요와 각 주의 요일에 해당하는 실제 수요 자료들을 이용하여 각 요일의 평균 계절 요인을 구하여야 한다. 한편 특정 일의 수요를 예측하고자 할 때에는 임의의 선택된 방법을 통해 예측한 해당 일을 포함하고 있는 주의 평균 일일 수요 예측 값에 해당 요일의 평균 계절 요인 지수를 곱하여 그 예측 값을 구하게 된다. 이상의 내용을 정형화된 공식과 절차로서 표현한다면 아래와 같다.

$D_{w,t}$ = w 주의 t 번째 날의 수요

$AvgD_w$ = w 주의 주간 평균수요

$F(AvgD_w)$ = w 주의 주간 평균 수요에 대한 예측 값

$SF_{w,t}$ = w 주의 t 번째 날에 대한 계절 요인 계수

$AvgSF_w$ = t 번째 날의 평균 계절 요인 계수

$y_{w,t}$ = w 주의 t 번째 날의 수요 예측 값

m = 예측에 사용되는 과거 주(week)의 수

- 1) 과거 제품 수요 실적 자료를 이용하여 각 주에 대한 일별 평균 수요를 계산한다.

$$AvgD_w = \frac{\sum_{t=1}^7 D_{w,t}}{7} \quad (3-6)$$

2) 일별 실제 수요를 일별 평균 수요로 나누어 일별 요일 요소를 얻게 되는데 이 때 이 과정을 실적 자료의 모든 주에 대해 반복 적용하게 된다.

$$SF_{w,t} = \frac{D_{w,t}}{AvgD_w} \quad (3-7)$$

3) 일별 평균 요일 요소를 계산한다.

$$AvgSF_t = \frac{\sum_{w=1}^m SF_{w,t}}{m} \quad (3-8)$$

4) 미래의 w 주의 t 번째 날의 수요 예측치 $y'_{w,t}$ 를 단순히 그 주에 대해 추정된 평균수요인 $F(AvgD_w)$ 에 적절한 요일 지수를 곱하여 구하게 되는데 이 때 $F(AvgD_w)$ 를 추정하기 위한 방법으로 본 연구에서는 4주 이동평균법을 사용하고 있다.

$$y'_{w,t} = F(AvgD_w) \cdot AvgSF_t \quad (3-9)$$

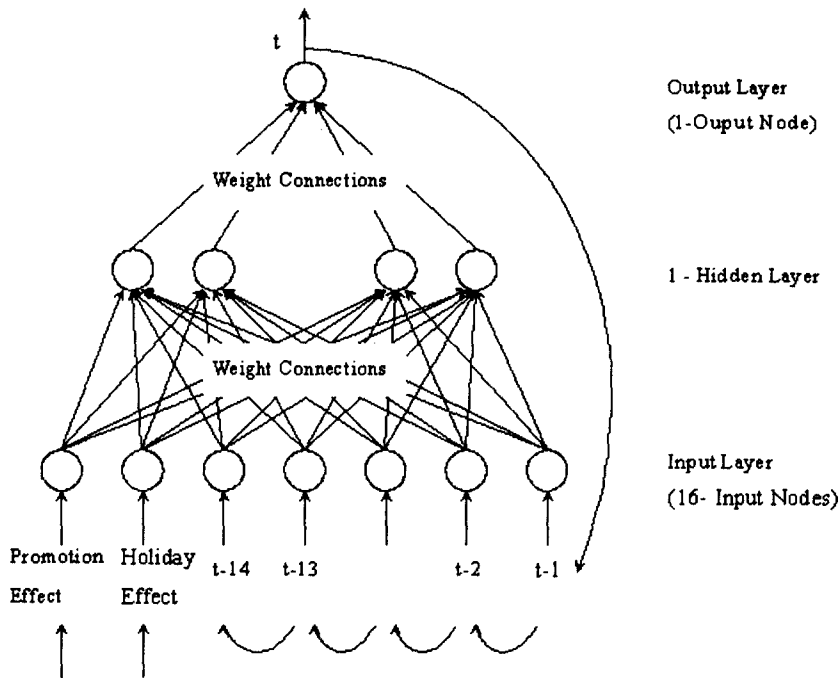
한편 이들 네 가지 예측 방법을 이용할 경우 판매촉진 효과와 휴일 효과의 예측치에 대한 반영은 다음의 두 단계를 통해 이루어지게 되는데 먼저 이들 요인 효과들을 제거한 순수 시계열 자료를 이용하여 기본 수요예측값 y'_t 를 구하고 두 번째 단계에서 이렇게 구해진 기본 수요 예측 값에 판매 촉진 효과 지수 또는 휴일 효과 지수를 곱하여 최종적인 수요 예측 값을 구하게 된다. 이러한 순수 시계열 기반 수요 예측치에 대한 후처리(post-processing)과정에서 판매 촉진 효과와 휴일 요인이 동시에 발생했을 때 두 가지 효과들을 중복적으로 반영하게 되는데 이는 대부분의 실제 상황에서 두 가지 이상의 요인들이 동시에 발생할 경우 제품 매출량의 변화가 상승 효과(synergy effect)를 나타낼 가능성이 크다는 실증 분석에 근거하고 있다.

3.2.3 신경회로망(Neural Network)

신경회로망은 방향성을 갖는 신호 채널들을 통해 상호 연결된 단일 형태의 처리 단위들로 구성되어 있으며 정보의 병렬 및 분산 처리가 가능한 구조 특성을 가지고 있다[Haykin, 1994]. 이러한 신경회로망은 구조와 그 운영 방식에 따라 다시 여러 종류의 신경회로망 유형들로 분류할 수 있는데 본 연구에서는 이들 중 특히 추정이나 예측 문제에 대해 많은 응용 실적을 가지고 있는 역전파(Backpropagation) 신경회로망 모형[Rumelhalt et al., 1986]을 이용하여 제품 수요 예측을 수행하고자 한다.

일반적으로 신경회로망 모형 개발에 있어서 예측 성과를 제고시키기 위한 최적 구조 탐색 과정을 수행하여야 하는데 본 연구에서는 최적 신경회로망 모형 선정 과정에서 은닉 층(hidden

layer)의 노드(node) 수와 입력 층의 노드들중 순수 시계열 자료에 대응되는 노드 수를 각각 10개와 14개로 고정시킴으로써 재고 관리자의 수요 예측 모형 관리에 대한 업무 부담을 최소화시키고자 한다. 특히 순수 시계열 자료에 대응되는 노드의 수가 14개로 고정되는 것은 과거 실적 자료중 예측을 위해 최근 2주 동안의 매출 량만을 이용하게 됨을 의미하는데 이러한 예측 모형 개발 과정의 단순화는 향후 이들 모형에 대한 수정 및 신규 자료 반영의 자동화를 용이하게 해준다. 한편 모형 선정 과정의 단순화로 인해 상대적으로 최적의 예측력을 나타내지 못할 위험을 감수하게 되지만 이러한 제약 하에서도 신경회로망은 다른 전통적 예측 방법론들과 비교하여 상당히 우월한 예측 성과를 가지는 것으로 다음절에서 분석되고 있다. 이상의 과정을 통해 설계된 수요 예측 신경회로망 모형의 구조는 <그림 2>에 나타나 있으며, 이 모형을 바탕으로 각각의 제품 수요 예측을 위한 실제 신경회로망 모형들을 한국과학기술원 테크노경영대학원 지능정보시스템 연구실에서 개발한 UNIK-NEURO 신경회로망 개발 도구[Kim, 1993]를 이용하여 개발하였다.



<그림 2> 수요 예측을 위한 신경회로망의 구조

3.2.4 수요 예측성과 평가

본 연구에서 제안하고 있는 수요 예측 신경회로망 모형이나 (s^* , S^*) 재고 관리 모형을 평가

하기 위해서 사용하고 있는 제품 수요 및 관련 실적 자료들은 국내 유수의 대규모 유통업체의 대표적인 18개 제품에 대해 수집된 실제 자료로서 1994.5.28 ~ 1994.11.30 (187 일) 기간의 일별 매출 기록들이다. 특히 신경회로망의 경우에는 모형 개발을 위한 학습 목적으로 1994년 5월 1일부터 1994년 9월 30일까지의 (153일) 실적 자료를 사용하였으며, 나머지 34일간의 일별 자료는 다른 전통적 예측 방법들과 비교 평가를 위해 제외하였다. 이에 따라 전통적 예측 방법들에 대해서도 모형 수립이 필요한 경우에는 선행 153일간의 자료를 사용하였고 신경회로망 모형과 전통적 수요 예측 방법들간의 성과 평가는 전체 자료중 최근 34일간의 자료를 이용하여 수행되었다. 한편 이들 수요 예측 방법들간에 성과 평가에는 실제 수요 실적과 수요 예측치에 대한 절대 백분율 오차(APE : absolute percentage error)를 사용하고 있는데 그 평가 결과를 <표 1>이 보여주고 있다. <표 1>에서의 가장 좌측의 열은 선정된 18개 대표 제품들의 번호이며 각 행 우측의 내용은 그 제품의 실적 자료에 대해 해당 열에 표시된 예측 방법을 적용했을 경우의 예측 오차의 절대 백분율 결과를 의미한다. 예를 들면 1004809 제품에 대한 34일 간의 수요 예측을 실시한 결과 예측 방법이 각각 평균일 경우 142.62%, 이동평균법일 경우, 115.10%, 지수평활법의 경우, 122.60%, 계절요인분석법의 경우, 115.37%, 신경회로망의 경우, 66.38%의 절대 백분율 예측 오차를 나타냈음을 알 수 있다.

<표 1>을 통해 알 수 있듯이 타 예측 방법과 비교해 볼 때 신경회로망 모형이 18개 제품 모든 경우에 대해서 가장 우수한 예측성적을 보이고 있으며 이는 곧 다른 네 가지 통계적 예측 기법들보다 신경회로망 기법이 우월하다는 것을 경험적으로 증명하고 있다. 다음절에서는 이상에서 검증된 신경회로망 모형의 우수한 예측력을 재고 관리 모형에 반영할 수 있는 (s^* , S^*) 재고 관리 모형을 설계 제시하고자 한다.

<표 1> 수요 예측 방법간의 예측 결과(APE 비교)

제품 번호	평균	이동평균법	지수평활법	계절요인분석	신경회로망
1003611	36.76	33.28	30.58	32.11	28.19
1004809	142.62	115.10	122.60	115.37	66.38
1005288	25.66	23.63	23.91	21.77	14.04
1011470	90.46	36.52	43.81	44.67	32.98
1013849	80.56	72.25	67.53	70.66	56.53
1018905	69.10	66.49	66.40	70.83	36.76
1023787	149.68	88.08	116.61	134.45	57.40
1027792	98.92	95.72	82.34	72.16	43.06
1111033	48.22	51.20	48.54	46.26	40.56

1115789	137.56	120.89	125.19	124.23	69.14
1118636	153.23	131.04	138.91	139.78	52.06
1052862	87.44	69.00	75.78	71.63	54.91
1056174	61.24	57.98	55.61	52.74	30.99
1134858	51.43	49.02	49.33	40.86	24.63
1129229	52.53	50.81	50.21	50.26	34.53
1068917	66.11	58.36	58.30	55.22	38.00
1515497	105.17	71.62	65.12	65.51	51.77
1512298	119.08	103.93	113.72	117.88	69.96

3.3 (s^*, S^*) 모형

본 절에서는 신경회로망 기반 수요 예측 모형에 의해 향상된 수요 예측의 정확성을 이용하여 보다 효과적인 재고 관리를 가능하게 할 수 있는 재고 관리 모형을 제시하고자 하는데 이에 앞서 우선 그 개발 동기를 간략히 소개하고자 한다. 이미 재고 관리 정책에 있어 (s, S) 정책이 최적의 의사 결정 구조라는 사실은 일반적으로 인식되고 있으나, 복수 기간을 갖는 경우 각 기간 i 에 대한 최적 s_i, S_i 값들을 결정하는 작업의 복잡성으로 인해 이 정책의 실제 재고 관리 업무 적용이 현실적으로 불가능한 경우가 대부분이다. 이러한 제약 외에도 아래와 같은 수요 예측 정보를 (s, S) 정책에 반영하는 데에 있어서의 몇 가지 현실적 문제들이 대규모 유통업의 재고 관리 문제에 (s, S) 정책의 적용을 더욱 어렵게 만들고 있다.

첫째, (s, S) 정책은 제품 수요의 분포가 고정적이라는 가정을 바탕으로 하고 있으나, 현실적으로는 이러한 제품 수요의 분포를 추정하기가 매우 어려우며, 제품 수요 자료들 대부분이 시계열적 특성을 가지고 있어서 문제의 복잡성을 더욱 가중시키고 있다.

둘째, (s, S) 정책은 각 제품 단위당 구매 비용, 품질 비용, 재고 유지비용 등의 총 비용 최소화의 원칙을 기반으로 하고 있으나 실제 유통 기업에 있어서 수많은 제품들에 대한 이러한 비용들을 정확히 추정하는 데에 많은 문제점들을 안고 있으며 만약 추정할 수 있다 하더라도 추정치에 대한 신빙성 문제와 함께 전체 제품들에 대한 지속적 추정과 그 신뢰성 유지를 위해 부담해야만 하는 비용도 (s, S) 정책을 실제 유통업에서의 재고 관리 문제에 적용하는 것을 어렵게 만드는 중요한 요인 중의 하나이다.

이에 따라 대부분의 실제 업무에 적용되고 있는 재고관리 모형들은 (s, S) 정책의 의사 결정 구조는 채택하되 s 와 S 값들을 고정시키는 고정 (s, S) 정책을 이용하고 있는데 이 정책을 따를 경우 신경회로망 기반 수요 예측을 통해 제공되는 수요 예측 정보들을 즉각적으로 재고 관리 방식에 반영할 수 없게 된다. 이는 곧 재고 정보 시스템이 제공하는 각종 매장 정보와 이를 바탕

으로 한 수요 예측 정보들을 효과적으로 활용할 수 없다는 것을 의미하며 따라서 고정 (s, S) 정책 하에서는 제품 수요 상황이 급박한 변화에 대해 대처하지 못하고 비효과적인 재고 관리 의사 결정을 계속할 수밖에 없는 실정이다. 이러한 고정 (s, S) 정책의 문제점을 해결하기 위해서 본 연구에서는 최적 s_i, S_i 값을 보장할 수는 없으나 수요 예측 정보를 반영하여 상황에 따라 s 와 S 값을 동적으로 조정할 수 있고 동시에 다양한 비용 추정치보다는 현실적인 지표를 이용한 재고 통제를 가능하게 할 수 있는 재고 관리 방법을 제시하고자 하며 이를 이후부터는 (s^*, S^*) 정책이라 부르하고자 한다. 이러한 (s^*, S^*) 정책은 기본적으로 (s, S) 정책의 의사 결정 구조를 가지며 크게 두 가지의 제품 수요 상황 반영 방법으로 구성되는데 하나는 재발주점(reordering point)인 s 에 대한 조정 방법이고 다른 하나는 재발주량 결정 요인인 S 를 조정하는 방법이다. 이들 두 방법에 대한 설명에 앞서 각각의 방법 설계에 기초가 되는 몇 가지 개념들을 정의하고 그 의미를 분석해 보고자 한다.

먼저 (s^*, S^*) 정책의 제품 수요 상황 반영 방법의 설계를 위해 필요한 개념들 중 안전 재고(safety stock) 개념에 대해 두 가지 관점의 서로 다른 정의를 소개하면서 각각에 대한 용어를 지정하고자 한다. 하나는 준거 안전 재고(referential safety stock)로서 제품 수요의 분포가 장기간(본 연구에서는 1년을 기준으로 하고 있음) 동안 변하지 않는다는 가정 하에 그 값을 해당 수요 예측 모형에 의한 예측 오차의 과거 장기간에 대한 평균치와 표준편차를 이용하여 구할 수 있는데 한번 결정된 준거 안전 재고의 값은 해당 기간에 대해 고정 값을 가지게 된다. 두 번째는 동적 안전 재고(dynamic safety stock)로서 제품 수요의 분포 형태가 상대적으로 짧은 기간 내에서 변동한다는 가정을 바탕으로 과거 단기간(본 연구에서는 과거 일주일을 기준으로 함)의 예측 오차의 평균치와 표준편차를 이용하여 계산할 수 있으며 이들 두 가지 안전 재고 모두 각각에 대한 실제 값들을 얻기 위해서 품질에 대한 기대 확률치가 미리 결정되어야 한다. 예를 들어 재고관리자가 1%의 확률로 품질 회수를 유지하고자 한다면 이에 따라 장단기 예측 오차의 확률 분포를 정규 분포로 가정하고 각각의 평균과 표준편차를 이용하여 두 안전 재고에 대한 값들을 구할 수 있다. 한편 이렇게 구한 각각의 안전 재고들은 채택된 수요 예측 방법의 예측 치에 대한 신뢰성을 서로 다른 시각에서 설명하고 있는데 먼저 준거 안전 재고는 장기간의 평균적 예측력에 근거하여 구해졌으며 따라서 장기 평균 예측 오차를 보상해 주기 위한 안전 재고이다. 이와 달리 동적 안전 재고는 최근의 단기 예측 오차의 수준을 추적하도록 고안되었으며 따라서 우리는 이들 두 안전 재고를 이용하여 수요 예측 모형의 장단기 평균 예측력간의 성과 차이를 측정해 볼 수 있다. 이는 곧 최근의 단기의 예측 정확도가 장기 평균 예측력을 상회하고 있다면 상대적으로 작은 안전 재고를 유지하면서 같은 수준의 품질을 방지할 여지가 많다는 것을 의미하며 이와 반대로 최근의 단기의 예측 정확도가 평균 예측력을 하회하고 있다면 보다 안전한 수준의 안전 재고를 확보하여야만 품질 수준의 악화를 방지할 수 있다는 것을 의미한다.

이들 두 가지 안전 재고와 그 함축적 의미를 바탕으로 재고 관리의 효율을 제고하기 위해

재고 관리 모형에서 사용하게 될 안전 재고에 대한 동적 정의 변경 규칙을 아래와 같이 제시하고자 한다. 좀 더 구체적으로 본다면 동적 안전 재고가 상한 값과 하한 값으로 각각 준거 안전 재고에서 수요예측 오차의 표준편차를 더한 값과 뺀 값을 갖는 구간 내에서 변동하는 경우에는 준거 안전 재고를 안전 재고 값으로 이용하고, 이와 반대로 동적 안전 재고가 이 구간을 벗어날 경우에는 동적 안전 재고를 안전 재고 값으로 사용하게 된다. 이를 좀 더 정형적으로 표현하자면 다음의 규칙과 같다.

If $DSS_t^p > RSS_t^p + \sigma_{e_t}$,
 Or $DSS_t^p < RSS_t^p - \sigma_{e_t}$,
 Then $SS_t^p = DSS_t^p$
 Else $SS_t^p = RSS_t^p$

SS_t^p : p 제품의 t 시점에 대한 안전 재고
 RSS_t^p : p 제품의 t 시점에 대한 준거 안전 재고
 DSS_t^p : p 제품의 t 시점에 대한 동적 안전 재고
 σ_{e_t} : p 제품에 대한 과거 장기간(1년) 수요 예측 오차의 표준 편차

(s^* , S^*) 정책의 제품 수요 상황 반영 방법을 제안하기 위해서는 이상의 두 가지 안전 재고 개념 외에도 표준재고수준과 표준재고회전주기에 대한 추가적 정의가 필요한데 먼저 표준재고수준의 개념에 대해 간략히 설명하고 그 정의를 내리고자 한다. 이미 지적했듯이 전형적인 (s , S) 정책을 이용할 경우 각종 관련 비용들에 대한 추정 작업을 수행하여야 하는데 실제 현실에 있어서 대규모 유통업체들이 전체 취급 제품들에 대한 관련 정보를 수집하고 해당 비용들을 추정하기가 매우 어려운 형편이다. 이러한 문제를 극복하기 위해 본 연구에서는 먼저 다음과 같은 하나의 현실적 가정을 설정하고자 한다. 대부분의 대규모 유통업체에서는 각 취급 제품에 특정 진열 공간을 할당하며 이러한 할당은 역시 제품 창고에도 적용되고 이렇게 할당된 공간은 각 제품들에 대한 일종의 최대 허용 재고 수준을 의미한다. 우리는 이러한 가정에 의거하여 각 제품들에 미리 할당한 공간에서 허용할 수 있는 재고량을 각 제품에 대한 표준 재고 수준(standard inventory stock level)이라 정의하고자 한다. 이러한 표준재고수준은 각 개별 점포의 재고 관리 담당자가 해당 제품에 대해 유지하고자 하는 최대 적정 재고 수준을 의미하며 또 다른 한편으로는 해당 제품의 재고 회전율을 일정한 수준으로 유지하고자 하는 의지도 반영하고 있다. 예를 들어 재고 관리자가 월재고 회전율을 10으로 유지하려 한다면, 평균적으로 발주를 사흘만에 한 번씩 수행하겠다는 의미이고 따라서 우리는 일일 평균 수요에 3을 곱함으로써 표준재고수준을 구할 수 있다. 실제로 본 연구에서는 이와 같은 방법으로 재고 담당자의 의지를 시스템에 반영

할 수 있도록 하고 있다. 표준재고수준이 최대 허용 재고 수준을 의미하거나 아니면 재고 회전율에 대한 요구 수준을 의미하는지에 관계없이 이들 두 가지 경우 모두 표준재고수준은 (s , S) 모형의 S 와 유사한 의미를 나타내고 있는데 따라서 이는 재고 관리자가 표준재고수준을 크게 가져가는 경우에는 상대적으로 높은 재고 유지 비용을 부담하여야 하며 반대로 표준재고수준을 작게 가져가는 경우에는 재고 유지 비용은 감소하지만 품질의 위험이 높아지게 된다.

표준재고수준과 함께 우리는 임의의 표준재고수준(standard inventory stock level)을 이용하여 표준재고회전주기(standard inventory turnover)를 정의하고자 하는데 이는 월간 평균 수요를 표준재고수준으로 나눔으로써 쉽게 구할 수 있으며 이들 표준재고수준과 표준재고회전주기의 두 값중 하나만 결정되면 다른 하나는 자동적으로 결정되어 진다.

이제 우리는 이상의 개념들을 이용하여 (s^* , S^*)정책의 두 가지 제품 수요 상황 반영 방법을 제안하고자 한다. 먼저 재발주점 s 에 대한 결정 방법은 각 제품의 인도 기간에 대한 수요의 예측치와 이에 대한 안전 재고를 이용하여 구하고자 하며 그 공식은 다음의 (3-10)과 같으며 아래에는 앞으로 사용될 표기 방법이 소개되어 있다.

Notations

- s_t^p : p 제품의 t 시점의 재발주점
- S_t^p : p 제품의 t 시점의 요구 최대 재고 수준
- O_t^p : p 제품의 t 시점의 발주량
- $F(Y_t^p)$: p 제품의 t 시점의 매출량에 대한 예측 값
- I_t^p : p 제품의 t 시점의 재고 수준
- l_p : p 제품의 인도 기간
- lwd_p : p 제품의 최근 입고일
- tov_p : p 제품의 유효 기간
- SS_t^p : p 제품의 t 시점의 안전 재고 수준
- $F(I_t^p)$: p 제품의 t 시점의 재고수준에 대한 예측 값
- ssl_p : p 제품의 표준재고수준
- tr_p : p 제품의 표준재고회전주기
- SPO_t : t 시점의 발주대상제품집합

$$s_t^p = \sum_{i=1}^{l_p} (F(Y_{t+i}^p) + SS_t^p) \quad (3-10)$$

(3-10)과 같은 방식으로 재발주점 s 가 결정할 경우 이는 (s , S)정책의 s 값이 시간이 지남에 따라 해당 제품에 대한 수요 예측 결과를 반영하여 변화하게 됨을 의미한다. 특히 앞에서 소개한

준거 안전 재고와 동적 안전 재고의 선택적 적용은 안전재고(SS)의 값에 영향을 주게 되어 결과적으로 재발주점 s 는 수요 예측치 $F(Y)$ 뿐만 아니라 수요 예측 모형의 신뢰성 수준도 상황에 따라 적절히 반영할 수 있다는 것을 알 수 있다. 이렇게 동적으로 결정되는 s 값은 궁극적으로 각 제품에 대한 발주 시점 결정에 사용되게 되는데 그 규칙은 현재 재고 수준이 재발주점보다 적은 경우에 해당 제품을 발주 대상 집합에 추가하는 형태를 가지게 되는데 이에 더불어 하나의 단일 재고 관리 모형으로 유효 기간을 갖는 제품까지 고려하기 위하여 추가적 조건을 이용하여 규칙을 보완하고 있다. 만약 현재 시점으로부터 인도 기간을 더한 시점이 가장 최근 입고된 상품의 유효 기간 만료 시점 이후가 될 경우 가장 최근에 입고된 상품들뿐만 아니라 그 이전에 입고된 상품도 판매에 관계없이 폐기되어야 하며 따라서 실제 판매할 수 있는 재고가 없다는 것을 의미하게 된다. 그러므로 유효 기간이 발주 시점 결정에 고려되기 위해서는 이러한 경우에 해당 제품은 재고의 수준에 관계없이 발주대상에 포함시켜야 하며 동시에 뒤에서의 발주량 결정 시점에서도 현재 재고는 무시되어야 한다. 이상의 재발주점 s 에 대한 수요 상황 반영 방법을 기반으로 하는 (s^*, S^*) 정책의 발주 시점 결정 방법을 전형적인 규칙의 형태로 표현한다면 다음과 같다.

If $(t - lwd_p) \geq (tov_p - l_p)$
 Or $I_t^p < s_t^p$
 Then **Append**(p, SPO_i)

다음으로 (s^*, S^*) 정책의 두 번째 제품 수요 상황 반영 방법인 S 를 결정하는 방법을 제안하고자 한다. S 는 궁극적으로 발주량을 결정하는 하나의 요인으로서 발주의 결과로 재고 수준을 맞추어야 하는 기준점을 의미한다. 한편 (s^*, S^*) 정책 하에서의 S 는 제품의 수요 예측치, 안전 재고, 표준재고수준 및 표준재고회전주기 등을 이용하여 다음의 규칙을 통해 결정하게 되는데 이 역시 제품에 대한 수요 예측 정보와 그 신뢰성은 물론이고 표준재고수준이나 표준재고회전주기 등의 조정을 통해 재고관리자의 의지도 반영할 수 있다는 것을 보여주고 있다.

If $ssl_p < \sum_{i=l_p}^{tr_p+l_p-1} (F(Y_{t+i}^p) + SS_t^p)$
 Then $S_t^p = \sum_{i=l_p}^{tr_p+l_p-1} (F(Y_{t+i}^p) + SS_t^p)$
 Else $S_t^p = ssl_p$

특히 위 규칙에서 알 수 있듯이 수요 예측 모형에 의해 추정된 수요가 표준재고수준(ssl)보다 클 경우에는 수요 예측 정보를 직접적으로 반영하여 변화하게 되지만 반대의 경우 표준재고수준으로 S 값이 고정된다. 이는 재고 유지 비용보다는 품질을 더 중시하는 현대의 유통 기업의 의지를 반영하고 있음을 의미하며 한편 S 값에 대한 지나친 변동을 지양함으로써 재고관리자에

의해 요구된 재고 회전율을 안정적으로 달성하고자 하는 목적도 함께 고려하고 있다. 더욱이 표준재고수준이란 유통 기업에 의해 전략적 목적에 의해 의도적으로 부여된 매장에서의 진열 수준을 의미할 수도 있기 때문에 이에 대해서는 상당히 보수적 전략을 취하고 있다.

이상의 최대 요구 재고 수준 S 에 대한 조정 방법을 바탕으로 각 발주 대상 제품에 대해 발주량을 결정하는 과정을 살펴보고자 한다. 먼저 발주 대상 제품에 대해 t 인도 기간 시점의 재고수준 예측 값이 0보다 크게 되면 최대 요구 재고 수준 S 에서 t 인도 기간 시점 재고 수준 예측 값을 뺀 결과 값을 반대의 경우에는 최대 요구 재고 수준 S 를 각각 해당 제품의 발주량으로 결정하게 된다. 이러한 발주량 결정 방법을 규칙 형태로 정형화하면 다음과 같다.

If $p \in SPO_i$
 Then
 if $F(I_{t+1}^p) \geq 0$
 Then $O_t^p = S_t^p - F(I_{t+1}^p)$
 Else $O_t^p = S_t^p$

이상에서 제안된 정의들과 규칙들을 통해 (s^* , S^*)정책을 제안하였고 이제 이 정책의 재고 관리 관점에서의 성과를 유통업체의 실제 실적 자료를 이용하여 검증해 보고자 한다.

3.4 (s^* , S^*) 모형의 재고 관리 성과 평가

본 절에서는 (s^* , S^*) 정책과 고정 (s , S) 정책을 유통 업체의 실제 실적 자료를 이용하여 비교함으로써 (s^* , S^*) 모형의 성과를 경험적으로 검증해 보고자 한다. 두 방법론에 대한 성과를 측정하기 위해서 먼저 고정 (s , S) 정책 모형을 운영을 위한 s 와 S 의 값을 결정해야 하는데 이를 위해 본 연구에서는 실버와 피터슨이 제안한 방법(Silver and Peterson, 1985)을 채택 사용하였는데 이 방법은 이들 값들의 결정에 상당히 효과적인 방법으로 알려져 있다. 실버와 피터슨의 방법을 적용하기 위해서 각종 관련 비용들 즉, 발주비용, 재고유지비용, 그리고 품질비용 등에 대한 정보가 필요하며 따라서 본 연구의 대상 유통 업체의 재고 관리 전문가로부터의 기초 자료와 추가적 자료 분석으로 통해 이들에 대한 의미 있는 정보를 수집하였다. 수집된 정보를 바탕으로 발주비용은 발주 회수 당 1달러로, 재고유지비용은 단위 제품에 대해 1일 기준 10달러로, 품질비용은 품질 회수 당 10달러로 각각 설정하였다.

한편 본 연구에서 제안한 (s^* , S^*) 정책은 이러한 비용에 대한 정보는 필요로 하지 않으며 오히려 앞에서 정의한 표준재고수준 및 표준재고회전주기를 특성치로 하고 있어서 이들에 대한 설정이 필요하다. 그러나 본 절에서는 (s^* , S^*) 정책의 구조적 우수성을 우선적으로 검증하기 위하

여 고정 (s , S) 모형을 위해 실버와 피터슨의 방법을 이용하여 추정된 S 를 표준재고수준으로 설정하고 이에 따라 자동적으로 표준재고회전주기를 결정하였다.

이들 두 정책의 재고 관리 성과 평가를 위해 본 절에서 대상 유통 업체의 대표적 제품들중 13개 제품을 선정하였으며 성과 평가를 위한 실험은 이들 제품들에 대한 1995년 5월 28일부터 1995년 11월 30일까지의 187일 동안의 실적 자료를 이용하여 수행하였다. 한편 이들 두 정책간의 성과 평가 기준으로는 실제 현업에서 일반적으로 사용하고 있는 평가 기준 중 두 가지 대표적 기준인 월별 품질 회수와 월별 재고 회전율을 채택하였는데 이들 두 기준은 각각 품질 비용과 재고 유지 비용을 어느 정도는 반영하고 있어서 역시 상호 트레이드-오프(trade-off) 관계를 보이게 된다. 따라서 만일 한 정책이 다른 정책에 대해 이들 두 기준에서 모두 우월(혹은 한쪽은 우월하고 다른 쪽은 동등)하다면 이는 곧 총 비용 측면에서도 상대적으로 우수하다는 것을 암시하게 된다. 그러나 이와 달리 한 모형이 하나의 기준에서 우월하지만 다른 기준에서는 열등하다면 이 때는 두 모형간에는 단정적으로 우열을 평가하기는 어렵다. <표 2>는 이들 두 정책들을 13개 제품들에 각각 적용한 재고 관리 성과 실험 결과를 보여 주고 있는데 이 중 3가지 제품에서만 두 정책간의 우열을 가릴 수 없었고 나머지 10개 제품 모두에 대해서는 (s^* , S^*) 정책이 고정 (s , S) 정책에 비해 우월한 성과를 나타내고 있다는 것을 보여주고 있다.

<표 2> (s^* , S^*) 정책과 고정 (s , S) 정책의 성과 비교

제품 번호	월간 평균 품질 횟수		평균 월간 재고회전율		(s^*, S^*) 의 평가결과
	(s^*, S^*)	(s, S)	(s^*, S^*)	(s, S)	
1011470	2.41	2.25	31.31	24.84	indifferent
1013849	0	0	8.03	6.82	superior
1018905	0.48	2.57	27.04	25.47	superior
1023787	0.96	1.12	15.87	12.45	superior
1115789	0	0	8.32	7.06	superior
1118636	0	0	11.68	9.55	superior
1052862	0.32	0	13.85	11.74	indifferent
1056174	0	0	6.69	5.7	superior
1134858	3.05	2.89	49.16	41.24	indifferent
1129229	0.16	0.8	20.18	18.42	superior
1068917	0	0	4.05	3.47	superior
1515497	0	0	2.57	2.2	superior
1512298	0	0	5.2	4.42	superior

<표 2>의 결과를 바탕으로 우리는 대규모 유통업에서의 재고 관리에 있어 (s^* , S^*) 정책이 고정 (s , S) 정책보다 우월한 재고 관리 성과를 제공할 수 있다는 것을 경험적으로 검증할 수 있었다. 이와 더불어 <표 2>의 실험 결과에 대한 통계적 검증을 위해 유의 수준을 0.05로 하는 쌍체 비교 t-검정을 수행하였으며 그 검증 결과가 <표 3>에 나타나 있다. <표 3>으로부터 우리는 월별 재고 회전을 관점에 있어서는 99.8%의 통계적 신뢰성을 가지고 (s^* , S^*) 정책이 고정 (s , S) 정책보다 우수하다고 말할 수 있으며 월간 품질 회수 면에서 83.4%의 신뢰성으로서 (s^* , S^*) 정책이 고정 (s , S) 정책보다 우월하다고 말할 수 있다.

<표 3> (s^* , S^*) 정책과 고정 (s , S) 정책의 성과 검증을 위한 쌍체 비교 t-검정 결과

	월간 품질 횟수		월간 재고 회전을	
	(s^* , S^*)	(s , S)	(s^* , S^*)	(s , S)
평균	0.57	0.74	15.69	13.34
표준편차	1.02	1.23	178.68	128.56
$H_0: \mu(s^*, S^*) - \mu(s, S)$	<0		>0	
자유도	12		12	
t값	-1.011		3.668	
	$P(T \leq t)$	0.166	$P(T \leq t)$	0.002
p값(단 방향)	-1.356(95%)		1.782(95%)	

3.5 (s^* , S^*) 정책을 이용한 전략적 의지의 재고 통제에의 반영

우리는 이미 실험 및 통계 분석 결과를 통해서도 (s^* , S^*) 정책이 (s , S) 정책보다 우월하다는 것을 통계적으로 검증하였다. 한편 이러한 재고 관리 성과의 우월성 외에도 (s^* , S^*) 정책은 총 비용의 추정에 의해서만 재고 통제에 변화를 줄 수 있는 (s , S) 정책과는 달리 재고 관리에 대한 유통업체의 전략적 의지를 반영할 수 있는 방법을 제공하고 있다. 이는 s^* 와 S^* 값들이 표준 재고회전율과 품질 확률에 의해 명시적으로 결정되는 특성을 이용하여 재고관리자가 직접 재고 회전율과 품질 확률에 대한 전략적 요구를 재고 관리 정책에 반영할 수 있음으로 가능하게 되며 따라서 고정 (s , S) 정책에 비해 실무적인 수준에서 재고 관리가 이루어 질 수 있음을 시사하고 있다. 더욱이 (s^* , S^*) 정책은 이러한 전략적 요구에 대해 고정 (s , S) 정책의 비용 조정에 의한 간접 반영 방식을 이용하여 달성할 수 있는 정도에 비해 훨씬 만족스러운 성과를 보이고 있다. 이를 예시하기 위해 일단의 시나리오에 입각하여 추가적인 실험을 몇 가지 제품들에 대해 실시하였으며 <표 4>는 그 실험 결과를 보여주고 있다.

만약 임의의 전략적 이유로 고정 (s, S) 정책을 이용하여 품질 횡수를 줄이거나 또는 재고회전율을 높여야 할 필요가 발생할 경우 관련 비용들에 대한 조정을 통해 이를 어느 정도 달성할 수 있는데 이 때 상대적으로 높아진 재고회전율은 항상 품질 횡수의 증가를 의미하게 되며 반면 품질 횡수의 감소는 상대적으로 낮아진 재고회전율을 의미하게 된다. 한편 <표 4>에서의 실험 결과의 의미는 동일한 전략적 요구가 (s^*, S^*) 정책을 이용하여 이루어 질 경우 품질 횡수나 재고회전율 어느 경우나 전략적 요구 반영 전에는 두 정책간의 우열을 구별할 수 없던 상태에서 전략적 요구 반영 후에는 항상 (s^*, S^*) 정책이 우월한 재고 관리 성과를 나타내게 된다는 것이다. <표 4>의 내용 중에 먼저 1129229 제품의 경우를 보면 재고 유지비용이 10으로 설정된 고정 (s, S) 정책은 (s^*, S^*) 정책에 비해 재고회전율 관점에서는 우월하지만 품질 횡수는 더 빈번한 상태에 있으며 따라서 이들 두 정책간에는 우열을 구별할 수 없는 상태이다. 만일 재고관리자가 고정 (s, S) 정책의 재고 유지비용을 1로 수정함으로써 상대적으로 품질 횡수를 줄이고자 한다면 이러한 전략적 의지에 대한 반영 결과로서 <표 4>에서 볼 수 있는 것처럼 월 평균 0.80회의 품질 횡수를 0.64회로 줄일 수는 있었으나 아직 여전히 (s^*, S^*) 정책의 0.16회에는 못 미치는 실정이며 동시에 우월했던 재고회전율마저 11.92회로서 (s^*, S^*) 정책의 14.14회에 비해 열등한 성과를 보이게 된다. 1023738의 경우는 이와 반대의 경우가 성립된 사례를 보여주고 있는데 이러한 결과들은 앞에서의 (s^*, S^*) 정책의 전략적 요구 반영 능력의 우수성을 경험적으로 검증해 주고 있다.

<표 4> 고정 (s, S) 정책의 관련 비용들에 대한 민감도분석을 통한 (s^*, S^*) 정책과의 성과비교

	월간 평균 품질 횡수			월간 평균 재고 회전율		
	$(s^*, S^*)^1$ (1%, 10)	(s, S) O.C. ² = 1 C.C. ³ = 1 S.C. ⁴ = 10	(s, S) O.C. = 1 C.C. = 10 S.C. = 10	(s^*, S^*) (1%, 10)	(s, S) O.C. = 1 C.C. = 1 S.C. = 10	(s, S) O.C. = 1 C.C. = 10 S.C. = 10
1011470	0.32	1.44	2.25	16.71	15.93	24.84
1018905	0.32	1.76	2.57	19.77	16.36	25.47
1129229	0.16	0.64	0.80	14.14	11.92	18.42
1023787	0.80	0.16	1.12	15.67	8.64	12.45

1. (s^*, S^*) (1%,10) : 품질 가능성을 1%와 재고회전율을 10회전의 요구가 반영된 (s^*, S^*) 정책
2. O.C.(Ordering Cost): 발주비용
3. C.C.(Carrying Cost): 재고유지비용
4. S.C.(Stockout Cost): 품질비용

이상의 실험 결과들은 (s^* , S^*)정책은 재고 관리 성과의 우수성뿐만 아니라 재고관리자에게 보다 현실적 의미에서 구체적 전략을 실현시킬 수 있는 방안을 제공할 수 있다는 것을 뒷받침하고 있으며 이제 다음 장에서는 신경회로망 기반 수요 예측 방법과 (s^* , S^*)정책을 바탕으로 I장에서의 제기된 대규모 유통업에서의 자동 재고 관리에의 실질적 문제점들을 해결하고 궁극적으로 효과적인 재고 관리 성과를 달성할 수 있는 재고 관리 시스템의 구조와 그 설계에 대해 논의하고, 통합된 방법론으로서 타당성을 실제 자료를 이용하여 최종적으로 검증해 보고자 한다.

IV. 신경회로망 및 (s^* , S^*)정책 기반 재고 관리 시스템의 개발

4.1 재고관리와 전문가시스템

기존의 재고관리 연구들은 상황에 대한 다양한 가정을 기초로 최적 재고 관리 모형을 제시하고자 노력해 왔으며 그 결과 상황에 대한 특정한 가정 하에서 어떤 재고 관리 모형이 최적 재고 관리 성과를 가져오는지에 대한 분류 체계가 어느 정도는 정립할 수 있었다. 이러한 분류 체계를 이용하여 상황의 변화에 따라 적절한 재고 관리 모형을 선정하여 제시할 수 있는 의사 결정 지원 시스템의 연구[Kiran and Lowenthal, 1985; Parlar, 1989; Ehrenberg, 1990]도 수행된 바 있다. 또한 최근에 들어 실적 자료를 바탕으로 재고 관리 모형을 제안할 수 있는 재고 관리 모형 선정을 위한 전문가 시스템[Ghaseddin et al., 1994]이 제시되었는데 이 시스템은 재고 관리 모형 선정 과정에서 재고관리자 고유의 휴리스틱과 범용적 재고 관리 이론들을 규칙으로 표현하여 관리하고 있다. 이와 같이 기존의 연구들은 재고 관리에 전문가 시스템 방법론을 적용함에 있어서 재고 관리 문제 자체를 전문가 시스템을 이용하여 해결하기보다는 다양한 전통적 재고 관리 모형들 중에서 재고 관리 문제의 상황에 적합한 모형을 선정하여 제안하는데 초점을 맞추어 왔다. 따라서 이들 연구 결과는 대규모 유통 업체에 있어서 각 제품들에 대한 적절한 재고 관리 모형 선정에는 도움을 줄 수 있으나 실질적으로 재고 관리 업무를 수행하고 초기에 수립된 재고 관리 모형을 지속적으로 관리해 나가는 데에 있어 많은 어려움이 따르게 된다. 이에 더불어 대부분의 실제 재고 관리 문제들은 아주 기본적인 재고 관리 모형이 해결할 수 없는 다양한 현실적 제약을 안고 있어서 단지 전통적 재고 관리 모형의 제안만으로는 전혀 실질적 재고 관리 문제 해결에 도움을 줄 수 없는 실정이다.

이러한 배경 하에 본 연구에서는 이미 제안한 신경회로망 기반 수요 예측 모형과 (s^* , S^*) 정책을 바탕으로 대규모 유통업의 현실적 상황에 적용할 수 있는 재고 관리 시스템 구조를 전문가 시스템 방법론을 이용하여 제안하고자 한다.

4.2 재고 관리 시스템 구조

본 연구에서 제안하고자 하는 재고 관리 시스템은 크게 세 가지 구성 요소를 갖는데 하나는 취급 제품에 대한 수요를 예측하기 위한 신경회로망 기반 제품 수요 예측기이며 두 번째 구성 요소는 (s^* , S^*) 정책을 전문가 시스템 기법을 이용하여 구현한 재고 관리 전문가 시스템이다. 마지막 구성 요소는 제품의 수요 예측이나 발주 의사 결정을 위한 각종 데이터베이스와 발주 관련 규칙베이스들이다.

이들 세 가지 구성 요소 중 먼저 재고 관리 시스템에서 사용하는 각종 데이터베이스 및 규칙베이스들을 살펴보면 <그림 3>에서 보듯이 그 사용 목적과 성격에 따라 다음과 같이 여섯 가지로 분류할 수 있다.

1) 재고 관리 시스템의 데이터베이스 및 규칙베이스 구성

(1) 수요 예측 관련 정보 데이터베이스

앞에서 제안한 신경회로망 기반 제품 수요 예측을 위해서 크게 세 가지 유형의 정보가 필요한데 그 첫째는 개별 제품과 관계없이 발생하는 외부 정보나 제품의 수요에 영향을 주는 정보들이다. 일례로 날씨, 각종 행사, 경기 등이 이에 속한다. 나머지 두 가지 유형 정보는 각각 아래의 (2)와 (3)에서 설명하게 될 것이다.

(2) 매출 정보 데이터베이스

각 제품에 대한 수요는 과거의 매출 정보에 영향을 받는다는 가정 하에 각 제품별로 매출 정보들이 누적되어 필요한 구간에 걸쳐 저장되어 있는 데이터베이스이다.

(3) 일별 제품 정보 데이터베이스

각 제품별로 제품의 수요에 영향을 미치거나 발주에 관련된 특성들을 저장하게 된다.

(4) 거래처 및 배송관련 데이터베이스

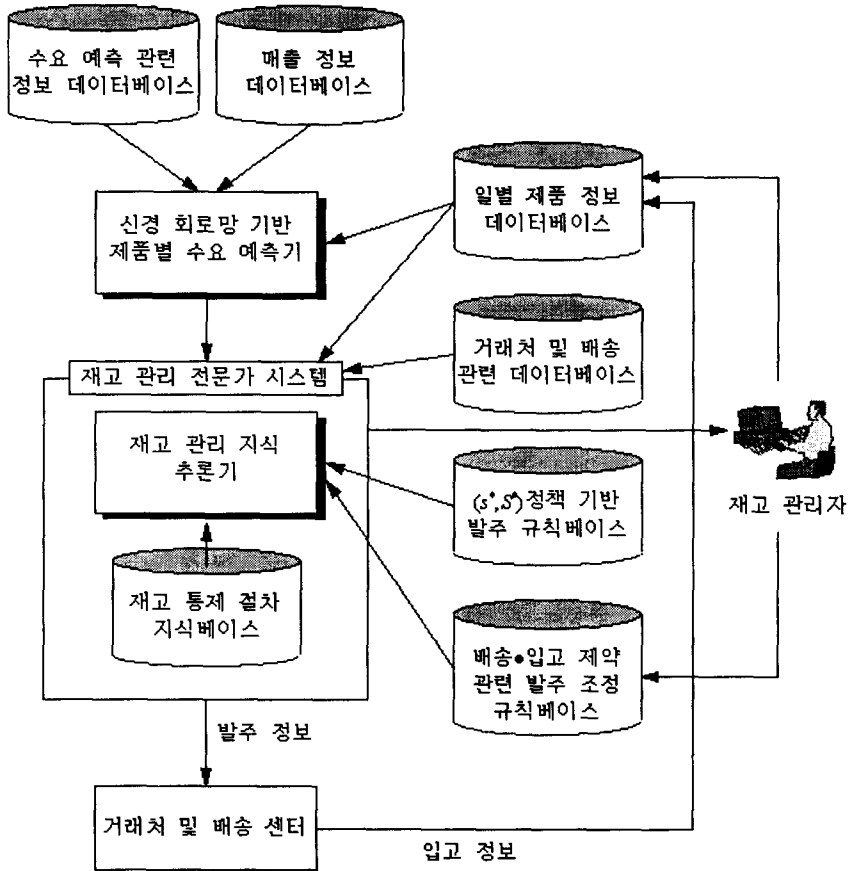
발주처나 배송 센터의 상황 정보와 배송 계획 정보등 재고 관리 전문가 시스템이 발주 대상 제품이나 발주량 결정을 수행할 때 고려해야 될 실무적 제약이나 지침 준수에 관련된 기초 정보들을 제공하는 데이터베이스이다.

(5) (s^* , S^*) 정책 기반 발주 규칙베이스

3장에서 제안한 (s^* , S^*) 정책을 구성하는 각종 규칙이나 정의들에 대한 지식을 규칙으로 표현 저장하고 있다. 한편 재고 관리 전문가 시스템은 이를 이용하여 발주 대상 제품 선정과 발주량에 관한 의사 결정을 위한 추론을 수행할 수 있다.

(6) 배송·입고 제약 관련 발주 조정 규칙베이스

각 제품별로 앞에서 소개한 (5)의 규칙베이스를 이용하여 표준적인 발주 과정을 통해 발주량



<그림 3> 신경회로망 및 (s*, S*)정책 기반 재고 관리 시스템 구조도

이 결정하게 되지만 이들 발주 대상 선정 결과와 이에 따라 결정된 발주량들은 배송 능력이나 입고 제약 또는 점포의 발주 정책이 반영되지 않은 상태에서 이루어진 것이다. 따라서 배송 능력이나 입고 제약 등 다양한 현실적 발주 및 입고 관련 제약에 관련된 실무 지식들을 규칙으로 표현하고 저장하고 있다. 이렇게 수집된 배송·입고 제약 관련 발주 조정 규칙들을 이용하여 재고 관리 전문가 시스템은 추가적인 발주 결정 사항 조정 과정을 수행하게 된다.

2) 신경회로망 기반 제품별 수요 예측기

(s*, S*)정책 하에서 제품에 대한 발주 관련 의사 결정을 하기 위해서 가장 우선적으로 필요한 정보는 바로 각 제품들에 대한 수요 예측 정보이며 이를 바탕으로 (s*, S*)정책 기반 재고 관리 전문가 시스템은 발주 대상 선정과 발주량 결정 작업을 수행할 수 있다. 한편 본 재고 관리

시스템에서는 이러한 신경회로망 기반 제품별 수요 예측기로서 UNIK-NEURO도구[Kim, 1993]를 채택하여 각 제품별 수요 예측을 위한 신경회로망 모형들을 개발하고 관리하고 있다.

3) (s^* , S^*)정책 기반 재고 관리 전문가 시스템

(s^* , S^*)정책 기반 재고 관리 전문가 시스템은 다시 크게 두 가지 구성 요소로 나누어 볼 수 있는데 하나는 정방향 규칙 추론 방식으로 지원하는 UNIK-FWD 전문가 시스템 개발 도구[Lee and Song, 1994]를 이용하여 개발된 재고 관리 지식 추론기(inference engine)이나 다른 하나는 추론에 있어 규칙 군에 대한 절차적 적용을 통제할 수 있는 재고 통제 절차 지식베이스이다. 이미 3장에서 다룬 대로 (s^* , S^*)정책은 크게 발주 대상 선정 규칙들과 선정된 발주 대상 제품에 대한 발주량 결정 규칙으로 구성되며 재고 관리 지식 추론기는 이들 각각의 규칙 군들을 순서에 따라 적용하여 발주 의사 결정을 수행하여야 한다. 또한 이제 소개하게 될 실무적인 배송이나 입고 제약을 고려하기 위한 배송·입고 제약 관련 발주 조정 규칙베이스는 이들 선행 규칙 군에 이어 최종적으로 결정된 발주 사항을 조정하게 된다. 따라서 재고 통제 절차 지식베이스는 이들 규칙 군들과 규칙들간의 상충 관계를 해결할 수 있는 지식에 대한 규칙들을 저장하고 있다.

이제 우리는 (s^* , S^*)정책 기반 재고 관리 전문가 시스템이 실제 자동 발주 업무를 수행하는 과정을 절차적으로 살펴보고자 한다. 이미 언급한 바와 같이 발주 업무 과정은 크게 다음 세 가지 연속적 과정을 수행함으로써 이루어지게 되는데 그들 각각의 과정 내에서 재고 관리 지식 추론기를 통하여 추론하게 되는 내역은 다음과 같다.

(1) 일별 발주 대상 선정 과정

먼저 재고 관리 지식 추론기는 (s^* , S^*)정책 기반 발주 규칙 군중 발주 대상 선정 규칙들과 일별 제품 정보 데이터베이스를 이용하여 각 제품 별로 발주를 할 것인지 아닌 지의 여부를 판단하게 된다.

(2) 제품별 발주량 결정 과정

(1)의 과정에서 발주 대상으로 선정된 제품들에 대해서만 3장에서 소개한 발주량 결정 규칙들을 이용하여 각각의 발주량을 결정하게 된다.

(3) 배송 및 입고 제약 관련 발주 의사 결정 조정 과정

앞의 두 과정을 수행하면서 특정 일에 발주할 제품들과 각각의 발주량이 결정되었는데 이때의 발주 의사 결정 사항들은 제품들 사이의 상충 및 보완 관계, 점포의 상황, 거래처의 상황, 배송 제약 등을 고려하지 않고 각각의 제품에 고유한 정보들만을 이용하여 결정된 것이다. 따라서 이러한 현실적 제약에 대한 고려가 없는 현재 상태의 발주 의사 결정 결과만으로는 발주 업무의 실제 수행하기가 어려울 경우가 많다. 본 연구에서는 전문가 시스템의 지식 표현 및 추론 능력을 바탕으로 현실적 제약들과 이에 대한 실무적 해결 방법에 대한 지식들을 규칙베이스로 구현하고 이를 이용하여 (1)과 (2)의 과정을 통한 결과를 최종적으로 현실적 실현 가능성을 검증함

으로써 이러한 현실적 문제점들을 해결하고자 한다.

이제 이러한 재고 관리에 있어서의 현실적 제약에 대한 고려가 필요한 실무적 이유들을 좀 더 자세히 살펴보고 그 해결 방법을 소개하고자 한다. 먼저 배송센터나 공급처가 갖는 현실적 제약들을 살펴보면 배송센터나 공급처는 휴일이나 배송 일정과 같은 이유로 인해 배송이 불가능하거나 또는 특정 일에 배송될 수 있는 제품의 종류와 양이 미리 결정하여야 할 경우가 있는데 전자의 경우, 제품에 대한 발주량을 결정할 때 항상 다음 번 발주가 가능한 날로부터 해당 인도 기간이 경과한 시점까지의 판매량을 고려하여 현재 시점의 발주량을 결정하여야 한다. 한편 후자의 경우에는 점포에서 (1)과 (2)의 과정에서 결정된 발주량을 여러 번으로 나누어 발주하거나 총 여유 배송 가능량이 큰 시점을 조사하여 미리 많은 양을 입고시킬 수 있도록 발주 의사 결정을 조정하여야 한다. 점포가 갖는 발주 관련 제약으로는 발주가 이루어진 후 이에 대한 입고 예정일에 점포의 휴일이나 다른 내부적인 이유로 인해 입고 업무가 수행될 수 없는 경우가 발생할 수도 있으며 이 경우 발주 시점을 선행 조정하여야 한다. 이외에도 임의의 날에 입고될 상품의 수가 경우에 따라 해당 점포에서 당일에 처리할 수 있는 검수 가능 품목 수를 초과하게 될 경우도 발생할 수도 있는데 이러한 경우에 대해서도 재고 관리 전문가 시스템은 그 날 입고될 제품들의 일부에 대한 발주를 더 빠르게 하거나 늦게 하는 방법을 사용하여 해결할 수 있다.

위에서 다룬 여러 가지 대규모 유통 업에서 발생하는 재고 관리의 현실적 제약들을 발주 의사 결정에 반영하기 위해 재고 관리 전문가 시스템은 점포별, 배송 센터별, 공급처별, 제품별 제약에 대한 발주 의사 결정 조정 규칙들을 수집하고 이를 이용하여 현실적 발주 의사 결정을 가능하게 하고 있는데 이러한 발주 의사 결정 조정 규칙들은 대상 유통 업체의 실무자들로부터 추출되어 관리되고 있다. 다음에서는 이러한 현실적 제약들중 두 가지 예를 들고 이를 반영하기 위해 재고 관리 전문가 시스템에서 실제 사용하고 있는 UNIK-FWD의 규칙 표현 예를 보임으로써 그 수행 과정을 설명하고자 한다.

배송 스케줄이나 공급자의 사정에 의해 미리 정해진 발주 간격을 가지고 발주를 해야하는 제약을 반영할 수 있는 발주 결정 조정 규칙을 예시하고자 한다. 아래의 규칙은 (1)의 과정에서 발주 대상에서 제외되었던 제품들에 대해 현재 시점이 최근의 발주 일에서 정해진 발주 간격 이후의 날이라면 발주 대상에 포함시켜야 한다는 제약을 보여주고 있는데 UNIK-FWD에서 사용하고 있는 표현 방법에 따른 규칙의 내역은 아래와 같다.

```
(RULE Fixed_Order_Interval_Consideration
 (<product>
   ^latest_order_date <lod>
   ^fixed_order_interval <foi>)
 (<current_date> = <lod> + <foi>)
 (not (member <product> (get_values 'ORDER_LIST 'PRODUCTS)))
 ->
 (add_value 'ORDER_LIST 'PRODUCTS <product>))
```