

# 인공신경망과 사례기반추론을 활용한 옵션가격결정에 관한 연구

김명섭\*, 김광용\*\*

## 요약 :

본 연구는 데이터마이닝 기법과 전문가 지식을 활용한 옵션가격 결정모형을 제시하는데 목적이 있다. 첫째, 데이터마이닝 기법 중의 하나인 인공신경망 기법을 활용하여 변동성과 옵션가격을 추정하고, 이를 전통적인 재무이론의 결과와 비교하였다. 인공신경망으로 추정된 변동성은 기존의 모형에 비해 개선된 성과를 보였으며, 가격결정모형은 대등한 성과를 보였다. 또한 모수적 기법과 비모수적 기법의 통합을 통해 성과의 개선을 가져올 수 있음을 보였다. 둘째, 시장 참여자들의 정보를 반영하여 옵션의 이론적 가격결정모형의 성과를 개선할 수 있는 사례기반추론시스템을 제안하였다.

Key words: 지능정보시스템, 옵션가격결정모형, 인공신경망, 사례기반추론, AHP

## 제 1 장 서론

금융환경의 급격한 변화는 미래에 대한 불확실성은 매우 크게 증대시키고 있다. 이러한 불확실성을 회피하기 위한 수단으로서 옵션의 거래는 전 세계적으로 활발하게 이루어지고 있다. 현재 국내 옵션시장은 97년 7월 주가지수 옵션시장이 개장된 이후 거래 규모에서 비약적인 발전을 하였으며 선물시장의 개장과 더불어 각종 옵션상품들이 개발되고 있다. 이에 따라 옵션 투자의 이론적 배경이 되는 옵션가격결정모형에 대한 관심은 증가되고 있는데, 1973년 블랙-숄츠가 최초로 제시한 옵션가격결정모형이 사용상의 편리함과 보편성으로 인하여 널리 사용되고 있다. 하지만 블랙-숄츠 모형이 가지는 비현실적인 가정으로 인하여 이론가격과 실제가격의 괴리, 급속히 변하는 시장상황에 적용할 수 있는 능력이 부족이 단점으로 지적되고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 데이터마이닝 기법, 특히 비모수적 기법의 적용에 관한 연구가 진행되었으며, 전통적인 모형에 비해 우수한 성과를 보였다. 하지만 이러한 비모수적 기법도 시장에서 형성되는 옵션의 가격을 완전하게 설명하지 못하고 있다. 이는 시장 참여자들이 느끼는 정보에 대한 주관적인 가치, 즉 다양한 정보를 통해 인지된 옵션의 가격이

이론가격과 차이가 발생하기 때문에 발생하는 것으로 보인다. 따라서 시장에서 형성되는 옵션가격을 정확하게 설명하기 위해서는 인간의 지식을 획득하여 옵션가격결정모형에 반영하는 연구가 필요하다고 할 수 있다. 본 연구는 데이터마이닝 기법과 전문가 지식을 활용한 옵션가격 결정모형을 제시하는데 목적이 있다. 즉, 인공신경망을 통해 옵션가격을 결정한 후, 전문가 지식을 활용한 사례기반추론시스템을 활용한 모델을 제시하고자 한다.

## 제 2 장 인공신경망을 활용한 옵션가격결정모형

### 1. 옵션가격결정모형

투자자의 합리적인 의사결정을 위해서는 시장에서 형성되고 있는 금융자산의 적정가격을 추정하는 것은 상당히 중요하다. 만일 합리적 이론적 모델이 제시되지 않는다면 투자자의 불확실성은 증대되어지고, 시장의 참여를 꺼리게 된다. 이러한 측면에서 1973년 블랙과 숄츠가 발표한 옵션가격결정

\* 숭실대학교 일반대학원 경영학과

\*\* 숭실대학교 경영학부 교수

모형은 현재 옵션시장의 성장에 상당한 공헌을 하였다고 볼 수 있다. 블랙-숄즈모형은 콜옵션의 이론가격을 【공식 1】에 의해 결정된다.(Black et al, 1973)<sup>2)</sup>

$$P_i^* = S_i^* \cdot N(d_1) - K e^{-r\tau} \cdot N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_i^*}{K}\right) + \left(\gamma + \frac{1}{2}s^2\right)\tau}{s\sqrt{\tau}}$$

$$d_2 = d_1 - s\sqrt{\tau}$$

【공식 1】 블랙-숄즈 모형

블랙-숄즈의 옵션가격결정모형은 보편성과 간편성으로 현재의 옵션가격을 결정하는데 기본적인 모델로서 인정받고 있다.(White, 1998) 하지만 모형의 정확성에 관해서는 많은 연구를 통해 비판을 받고 있다. 블랙-숄즈 모형의 제안자인 Black(1990)은 다음과 같은 언급을 통해 정확한 옵션 가격을 결정하기 위해서는 새로운 모델이 필요함을 시사하였다.

*"I sometimes wonder why people still use the Black-Scholes formula, since it is based on such simple assumptions - unrealistically simple assumptions"*

Black이 언급하였듯이 블랙-숄즈 모형은 【표 1】의 비현실적인 가정으로 인하여 시장가격과 이론가격의 괴리가 존재하게 된다.(Qi, 1995 ; Lachtermacher et al, 1995, 1997) 현실과의 괴리는 비정상적인 수익을 발생시킨다는 점에서 문제가 된다. 이러한 블랙-숄즈 모형에 안고 있는 문제점을 해결하기 위해 블랙-숄즈 기본 모델의 수정을 통하여 비현실적인 가정을 반영한 블랙-숄즈 모델에 관한 연구가 상당히 진행되었다. 다른 접근방법으로 기본적인 가정을 요구하지 않는 인공지능망을 이용한 옵션가격결정모형에 관한 연구가 Malliaris et al(1993)을 시작으로 대두되었다. 인공지능망(Artificial Neural Network, ANN)은 인

간의 두뇌를 모방하여 인간의 두뇌활동의

1. 유럽식 옵션으로 만기 이전에는 행사되지 않는다.
2. 만기 이전에는 배당 혹은 다른 형태의 현금유입이 발생하지 않는다.
3. 기초자산의 가격과 금리의 변동가능성은 옵션의 잔존기간동안 일정하다.
4. 세금이나 거래비용, 증거금 등이 존재하지 않는다.

【표 1】 블랙-숄즈 모형의 가정

메커니즘(Mechanism)을 수학적으로 재현한 인공지능(Artificial Intelligent, AI)의 한 분야이다. 인공지능망은 옵션가격결정에 있어서 전통적인 방법에 비해 다음의 장점을 가진다.(Hutchinson et al, 1994; Lajbcygier et al, 1997) 첫째, 인공지능망 모형은 데이터로부터 귀납적인 학습을 통해 옵션 가격을 결정한다. 반면 전통적인 가격결정모형은 모수의 표현방식에 따라 옵션가격결정에 민감한 영향을 받는다. 둘째, 인공지능망 모형은 데이터의 구조적 변화를 적용하여 가격결정에 반영한다. 셋째, 인공지능망 모형은 전통적인 방법이 상당한 수학적 지식을 요구하는 반면 사용하기 쉬운 유연하고 강력한 도구이다.

【표 2】는 인공지능망을 활용한 옵션가격결정에 관한 연구들이다. 초기 연구는 인공지능망이 블랙-숄즈 모형의 결과에 근접할 수 있음을 검증하였다.(Malliaris et al, 1993, Hutchinson et al, 1994) Malliaris 등은 옵션의 내재가치에 따라 인공지능망이 다소 저조한 성과를 보이는 영역도 있었지만, 인공지능망이 옵션가격결정모형으로 사용될 수 있는 가능성을 보였다. 이와 같은 선행연구를 통해서 인공지능망 모형은 블랙-숄즈 모형에 최적화 되어진 틀을 바탕으로 학습되었음에도 불구하고, 대등한 성과를 보임에 따라 다양한 방법론을 적용하여 인공지능망과 블랙-숄즈 모형의 성과를 비교하게 되었다. Lajbcygier 등(1997)은 블랙-숄즈 모델의 괴리가 발생하는 원인으로 시장의 참여자들이 인지하는 가격이 이론적 모델에서 산출되는 가격과 차이를 보이기 때문에 발생하는 것으로 분석하였다. 이러한 괴리를 줄이기 위해 블랙-숄즈 모형의 잔차를 인공지능망으로 학습함으로써 성과를 향상을 시도하였다.(Lajbcygier et al, 1997; Hanke, 1999b)

2)  $P_i^*$ : KOSPI200(유럽형)콜옵션의이론적가격

$$S_i^* = S_i - \sum D_j \cdot e^{-r \frac{t_j}{365}}$$

$$D_j = \frac{\text{배당락일의 전년도의 현금배당금 총액}}{\text{KOSPI 200 기준시가총액(1990년도)}} \times 100$$

$K$ : 행사가격,  $r$ : CD 91물의 수익률  
 $\tau$ : 만료일까지의 잔존일수,  $s = \frac{S_i^*}{S_i}$   
 $\sigma$  = KOSPI 200의 변동성

저자	연구 내용 및 결과
Malliaris et al (1993)	NN과 B-S의 성과 비교, 옵션의 내재가치에 따라 차이는 존재하나 대등한 결과를 보임
Hutchinson et al (1994)	NN과 B-S 모형의 비교, NN은 B-S 모형과 유사한 결과
Lajbcygier et al (1995a)	NN과 B-S의 성과 비교, NN이 우월한 결과를 보임
Lajbcygier et al (1995b)	NN과 B-S, 확장된 B-S의 성과 비교, NN이 우수, 특히 B-S는 OTM에서 특히 저조
Qi et al (1995)	NN과 B-S의 성과 비교, NN이 우수, 특히 시가의 추가는 NN의 성과 향상
Anders et al (1995)	NN과 B-S의 성과 비교, NN이 B-S에 비해 우수
Lajbcygier et al (1996)	NN, B-S, 확장된 B-S, 선형모형의 성과 비교, NN이 대등한 성과, 50일 이내 ATM에서는 월등
Lajbcygier et al (1997)	통합모형(B-S와 NN, B-S와 선형모형)과 개별 모형의 성과를 비교, B-S와 NN의 통합모형이 가장 우수한 결과를 보임
White (1998)	B-S로 생성된 데이터를 이용하여 NN의 학습 능력을 평가, 매우 높은 정확성을 보임
Hanke (1999a)	NN과 B-S의 성과를 비교, NN이 보다 우수한 성과를 보임
Hanke (1999b)	B-S와 NN의 통합모형의 성과를 측정, 결정능력 외에 훈련시간과 데이터의 감소를 보임

【표 2】 인공신경망을 이용한 옵션가격결정에 관한 연구<sup>3)</sup>

## 2. 변동성 추정모델

재무분야의 데이터 분석에서 중요한 이슈 중의 하나는 변동성으로서(David, 1996), 옵션가격결정모형에서 이론적 가격을 결정하는 독립변수로 사용된다는 점에서 정확한 옵션가격의 결정을 위해 변동성의 추정은 중요하다. 인공신경망을 이용한 옵션가격결정모형에서 사용되는 변동성은 다음 【표 3】과 같다.

저자	변동성	특징
Hutchinson et al(1994)	미사용	
Qi et al(1995)		
Lajbcygier et al(1995a)	역사적 변동성	22일
Lajbcygier et al(1995b)		60일
Anders et al(1995)		30일
Lajbcygier et al(1996)		60일
Lajbcygier et al(1997)		60일
Hanke(1999b)	내재 변동성	60일
Malliaris et al(1993)		
White(1998)		
Hanke(1999a)		

【표 3】 옵션가격결정모형에서 사용된 변동성

기존의 인공신경망을 이용한 옵션가격결정에 관한 연구들은 대부분 계산의 편의성으로 인하여 역사적 변동성을 사용하였다. 하지만 Hanke(1999)는 정확한 옵션가격결정을 위해서 변동성에 대한 연구가 필요하다고 주장하였다.

주가지수 시계열 자료는 비선형적인 특성(Pedreira et al, 1996)으로 인해 통계적 모형보다는 인공신경망을 이용한 연구가 보다 나은 성과가 기대된다.(Hansen et al,1996) 【표 4】는 인공신경망을 이용한 변동성 추정에 관한 선행 연구로서 사용되어진 독립변수가 정립되지 않은 모습을 보여주고 있다. Brooks(1998)는 입력변수를 문헌연구를 통해 선정하였으나, Malliaris(1996)는 민감도 분석 등을 통해 유의한 영향을 주는 변수만을 선택하는 방법을 사용하였다. 하지만 이러한 방법은 예비 변수의 수가 많을 경우 시간이 많이 소요되는 작업이며, 인공신경망의 특성상 변수의 증감이 주는 영향을 쉽게 파악할 수 없다는 단점을 가지고 있다.

저자	변수	결과
Donaldson et al (1996)	MA, GARCH에 NN을 통합을 통한 성과 연구	MSE, RMSE 성과 향상
Malliaris (1996)	종속변수 : HSD, 독립변수 : 증가, 행사가격, 거래량, 주가지수, 시가	ISD를 벤치마킹 하여 NN과 HSD를 비교한 결과 MAD, MSE, 방향예측에서 NN이 HSD보다 모든 기준에서 우월한 성과를 보임
Brooks (1998)	종속변수 : 일별 수익률의 상승, 독립변수 : t-1변동성, t-2변동성, 거래량	선형모형, GARCH, EGARCH, GJR의 비교에서 향상된 성과

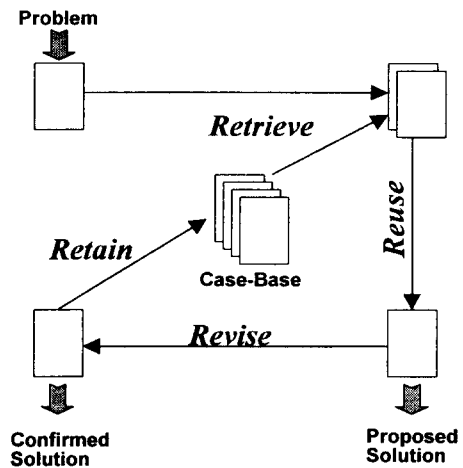
【표 4】 인공신경망을 이용한 변동성 연구

3) NN : 인공신경망 모형, B-S : 블랙-숄즈 모형

### 제 3 장 사례기반추론을 활용한 옵션가격결정

일반적으로 같은 정보를 주어진더라도 인간의 의사결정과 통계적 모형의 판단은 동일하지 않은 경우가 있다.(Anderson, 1995; Remus et al, 1995; Maines, 1996) 기존의 많은 연구들은 이러한 인간의 총체적 판단(Holistic Judgement)과 여러 가지 통계적 선형모형과의 비교가 주를 이루었다. (김광용 등, 1998) 그러나 중요한 것은 인간 판단이 통계적 선형모형보다 우수하나, 열등하나가 아니라 각 방법의 특징 및 장, 단점을 비교, 연구하여 구조적인 상호관계(structural Interaction)를 규명하고(Bunn et al, 1991), 이를 통해 보다 나은 의사결정을 도와주는 것이라 할 수 있다. 일반적으로 블랙-숄츠 모형 등 이론적 모델을 통한 이론적 가격과 시장가격의 차이가 발생할 경우 시장가격보다는 이론적 가격을 합리적인 가격으로 인정한다. 하지만 어느 것이 합리적인가를 비교하는 것보다 중요한 것은 정확한 옵션 가격의 추정이라고 할 수 있다. 즉 시장 참여자들의 옵션 가격의 판단 과정을 분석하여 이론적 모형의 성과를 향상시키는 것이 중요하다. 본 연구에서는 인공신경망과 전통적인 옵션가격결정이론의 성과의 비교에서 나아가 시장참여자의 판단이 반영할 경우 옵션가격결정능력의 향상에 연구하였다.

인간의 지식은 학습 또는 경험으로부터 얻어지는 것이 많다. 즉 인간이 문제를 해결하는데 있어서 가장 중요한 역할을 하는 지식 중의 하나는 과거의 경험이라고 볼 수 있다. 사례기반추론(Case-Based Reasoning; CBR)은 새로운 요구에 대응하여 과거의 해답을 채택하거나, 과거의 사례를 이용하여 새로운 상황을 설명하거나, 과거의 사례로 신규 해답을 평가하거나, 또는 새로운 상황을 이해하기 위해서나 새로운 문제에 대한 적당한 해답을 만들기 위해 선례로부터 추정하는 것을 의미한다(Kolodner, 1993). 과거의 사례를 이용하여 새로운 문제를 해결한다는 점에서 인간의 문제해결방식과 유사하다. 사례기반추론은 먼저 새로운 문제가 주어졌을 때, 사례집합(Case Base)에서 일정한 유사성 척도에 부합되는 과거사례를 추출(Retrieve)한 후, 추출된 사례를 재사용(Reuse)하여 해결에 이용한다. 만약 추출된 사례에 의한 해답이 새로운 문제해결에 적합하지 않으면, 이를 수정(Revise)하여 새로운 해답을 제시하고 이를 다시 새로운 사례로 저장(Retain)한다. 【그림 4】



【그림 4】 사례기반추론의 순환과정 (Aamodt & Plaza, 1994)

사례기반 추론시스템을 설계할 때는 【표 5】와 같은 내용이 고려되어야 한다. 이 중에서 사례기반추론의 가장 중요한 점은 유사성(analogy)에 의한 조회라고 할 수 있다.(예태곤, 1998) 사례를 조회할 때 현재의 사건과 과거의 사례간에 정확하게 일치하는 두 사례가 존재하기란 불가능하므로 부분적인 일치를 허용하게 된다.(Kolodner, 1993; 이재식 외, 1996) 즉, 두 사례의 일치되는 특성들을 찾은 다음, 각 항목별 중요도에 따라 가중치를 달리하여 그 특성들간의 유사도를 계산하고, 이를 기반으로 각 사례의 유사정도를 결정한다. 기존의 연구들은 특성의 가중치를 동일하게 설정하거나, 임의로 설정하는 경우가 많았다. 하지만 정보의 중요성은 동일하지 않으며, 전문가의 의견을 반영하여 결정해야 한다. 본 연구에서는 AHP를 이용하여 파악된 파생상품 거래자들이 거래를 고려할 때 사용하는 정보의 내용과 중요도를 사용하였다.4)

항 목	내 용
표현 (Representation)	사례를 어떻게 표현할 것인가?
색인 (Indexing)	사례를 어떻게 효과적으로 저장할 것인가?
조회 (Retrieval)	새로운 문제에 알맞은 과거의 사례를 어떻게 찾아올 것인가?
적용 (Adaption)	과거의 해를 주어진 문제에 어떻게 적용시킬 것인가?
학습 (Learning)	새로운 해를 어떻게 사례로 저장할 것인가?

【표 5】 사례기반 추론 시스템의 개발에서 고려해야 할 항목

4) 지능형 기술을 활용한 금융공학 학술 세미나 (1997.8.27) 자료를 이용

## 제 4 장 설계 및 실험

본 연구에서 분석기간은 1997년 7월 7일부터 1999년 7월 30일까지 약 2년여이다. 본 연구에 이용된 자료는 KOSPI 200, KOSPI 200 옵션가격, 배당락지수, 양도성 예금증서(CD) 91일물의 연수익률 등이며, 모든 자료는 증권거래소로부터 얻었다.

### 1. 변동성 추정

현재 개별주식 및 주가지수의 수익률 변동성이 시계열 적으로 어떤 형태를 보이며, 유의한 입력변수에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다.(최홍식 외 4인, 1996) 본 연구에서 기존의 인공신경망을 이용한 선행연구에서 사용된 역사적 변동성과 동일한 변수, 즉 주가지수 수익률만을 사용하여 변동성을 추정한 후, 역사적 변동성과 GARCH 변동성과 비교하였다.

주가수익률을 이용하여 변동성을 추정하는 방법으로 가장 기본적인 형태인 역사적 변동성은 주식수익률이 무조건 변동성(unconditional volatility)을 따른다는 가정에서 최근의 주가수익률로부터 산출된 역사적 변동성이 짧은 예측기간에서 다음기간의 실제변동성을 예측하는데 좋은 예측력을 발휘할 수 있다는 점과 예측의 간편성 때문에 많이 이용되어진다. 역사적 변동성을 추정하는 방법은 다음 【공식 2】와 같다.

$$V = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2}$$

V : 역사적 변동성

N : 표본의 수

S<sub>t</sub> : t시점의 KOSPI200

$$r_t = 100 \times \log\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right)$$

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N r_i \right)$$

【공식 2】 역사적 변동성

시계열 분석과 관련한 다른 접근방법으로 GARCH(Generalized autoregressive conditional heteroskedastic ; GARCH)를 들 수 있다. GARCH(Generalized ARCH) 모형은 ARCH모형의 일반화된 형태로서 Bollerslev(1986)에 의해 소개되었는데, 시간의존적인 변동성을 잔차 제곱의 자기회귀형태와 전기의 변동성으로 표현한다. 본 연구에서는 금융자산의 가격 변동성 형태를 잘 설명해주고 있는 GARCH(1,1) 모형을 이용하였다. GARCH(1,1) 변동성을 추정하는 방

법은 다음 【공식 3】과 같다.<sup>5)</sup>

$$r_t = \bar{r} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t | \varphi_{t-1} \sim N(0, h_t^2)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}^2$$

【공식 3】 GARCH(1,1) 변동성

1998년 7월에서 1999년 7월까지 약 1년간 KOSPI 200의 일별 수익률 데이터를 이용하여 월별(30일) 변동성 추정 성과를 비교하였다. 【표 6】 실제 변동성은 30일간 주가수익률의 표준편차를 이용하였으며, 역사적 변동성은 90일 자료를 이용하여 분석하였다. 분석 결과 인공신경망을 활용한 변동성 추정치가 역사적 변동성(HSD)나 GARCH(1,1)를 이용한 추정치에 비하여 실제 변동성을 보다 잘 추정하는 것으로 나타났다. 하지만 실제 변동성 추정과 옵션가격의 입력변수로서의 역할과 성과는 차이를 보일 가능성이 있다. 따라서 본 연구의 목적은 옵션가격의 입력변수로서 변동성 추정 모형의 성과이기 때문에 블랙-숄츠모형과 인공신경망 모형에 입력변수로 사용한 경우의 성과에 대해서 다음 절에서 분석하고자 한다.

	M	SD	MSE	MAD
HSD	0.1617	0.0091	0.0864	0.0130
GARCH	0.1449	0.0309	0.1876	0.0289
NN	0.1614	0.0046	0.0606	0.0089

【표 6】 모형별 변동성 추정성과 비교

### 2. 옵션가격결정

인공신경망을 통한 옵션가격결정 결과에 대한 기본 모델로서 블랙-숄츠 모형과 비교하였다. Malliaris et al(1993)은 인공신경망에 사용되는 입력변수를 블랙-숄츠모형에서는 사용되지 않은 거래량과 옵션가격의 선행(lag) 값을 이용하였으나, 이는 비교의 기준을 모호하게 하여 비판을 받고 있다.(Hanke, 1999) 즉, 인공신경망이 우월하게 나왔지만 원인이 입력 변수의 차이로 발생하는 것인지, 인공신경망과 블랙-숄츠 모형의 차이로 발생한 것인지 명확하지 않다. 따라서 본 연구에서는 블랙-숄츠 모형과 동일한 변수를 사용하였다. 기존 인공신경망을 이용한 옵션가격 추정에 관한 선행연구를 살펴보면 입력 변수의 변형을 시도하였다. 즉, 현물가격(S)과 옵션가격(C)을 행사가격(X)으로 나눈 비율변수인 S/X와 C/X를 사용하였다. Hutchinson et al(1994)

5)  $\bar{r}$ 은  $r_t$ 의 조건부평균,  $v_t$ 는 조건부 분산성

이 성과를 입증하여 이후 연구에게 영향을 주었다.(Lajbcygier et al, 1995, 1996, 1997 ; Anders et al, 1995 ; Hanke, 1999) 비율 변수의 사용은 동일한 정보를 제공하면서 자유도를 줄인다는 장점을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서도 선행 연구와 동일한 비율 변수를 사용하였다.

데이터 셋의 구성은 순차적 추출방식을 채택하여 훈련용 데이터(training set)를 12개월, 검증용 데이터(testing set)를 1개월로 구성하였다. 이는 금융시장의 특성상 과거의 데이터는 유용성이 떨어지고, 환경의 변화에 적응능력을 부여할 수 있기 때문이다. 옵션가격 결정모형을 평가하는 기준으로 MAD(Mean Absolute Deviation), MSE(Mean Square Error), MAPE(Mean Absolute Percent Error)를 사용하였다.

【표 7】는 각 변동성에 따라 인공신경망과 블랙-숄츠 모형의 성과를 비교한 표이다. 인공신경망의 경우 GARCH 변동성을 이용한 가격추정이 우월한 성과를 보였으며, 블랙-숄츠모형은 인공신경망을 통한 변동성 추정 값을 이용한 경우 보다 나은 성과를 보였다. 이러한 결과를 모수적 기법인 블랙-숄츠 모형과 비모수적 기법인 인공신경망 모형을 통합을 통해 성과를 개선할 수 있다는 점을 시사하는 것으로 볼 수 있다.

	NN-NN	NN-HSD	NN-GA(1,1)	BS-NN	BS-HSD	BS-G(1,1)
MAD	2.258	0.499	0.471	0.387	0.430	0.390
MSE	5.708	0.491	0.556	0.401	0.443	0.410
MAPE	11.536	0.995	0.567	0.372	0.420	0.317

【표 7】 모델과 변동성에 따른 모형의 성과비교(98년 7월 ~ 9월)<sup>6)</sup>

옵션은 내재가치(Moneyness)의 비율에 따라 과내가격(DITM ; Deep In The Money), 내가격(ITM ; In The Money), 등가격(ATM ; At The Money), 외가격(OTM ; Out of Money), 과외가격(DOTM ; Deep Out of Money)으로 구분된다. 옵션의 내재가치는 옵션이 즉시 행사된다면 실현될 순 가치를 나타낸다. 콜옵션의 경우 내가격 옵션은 기초자산의 가격이 행사가격을 초과하는 옵션을 의미하고, 등가격 옵션은 기초자산의 가격과 행사가격이 동일한 옵션을 의미한다. 옵션결정모형은 내재가치에 따라 결정능력의 차이를 보이기 때문에 이를 구분하여 파악하는 것은 중요하다.(Malliaris et al,1993) 【표 8】은 내재가치에 따라 인공신경망과 블랙-숄츠 모형의 가장 우수한 결과만을 정리한 표이다.

6) 모델 + 변동성, 예를 들어 NN+HSD는 인공신경망을 이용한 가격결정모형과 인공신경망을 이용한 변동성을 사용한 결과임.

	인공신경망(NN)			블랙-숄츠(BS)		
	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE
DITM	0.2819	0.0886	6.6148	0.9340	1.6382	0.1007
ITM	0.4648	0.4213	0.1081	0.5348	0.4510	0.1186
ATM	0.2414	0.0805	0.2420	0.2424	0.1054	0.1848
OTM	0.1590	0.0484	0.5545	0.1344	0.0272	0.3439
DOTM	0.9660	1.6987	0.1103	0.0363	0.0025	0.3615

【표 8】 옵션 내재가치에 따른 성과 비교

인공신경망 모형의 경우 ITM, ATM, OTM에서는 GARCH(1,1) 변동성, DITM, DOTM에서는 역사적 변동성을 사용하였을 경우 가장 우수하였다. 블랙-숄츠 모형의 경우 DITM, OTM, DOTM에서는 인공신경망의 변동성, ITM, ATM에서는 GARCH(1,1) 변동성을 사용한 결과가 가장 우수하게 나타났다. 이러한 결과는 중요한 의미를 내포하고 있다. Malliaris et al(1993)와 Lajbcygier et al(1995b)의 연구에서 OTM과 DOTM에서 블랙-숄츠 모형이 매우 저조한 성과를 보였지만, 인공신경망을 이용한 변동성을 사용하였을 경우 성과의 향상을 가져올 수 있음을 유추할 수 있다. 인공신경망과 블랙-숄츠 모형에서 우수한 모델만을 이용하여 성과의 비교를 실시한 결과 DITM, ITM, ATM에서는 인공신경망이 우수하였고, OTM, DOTM에서는 블랙-숄츠 모형이 우수하였다.

## 2. 사례기반추론시스템을 활용한 옵션가격 결정

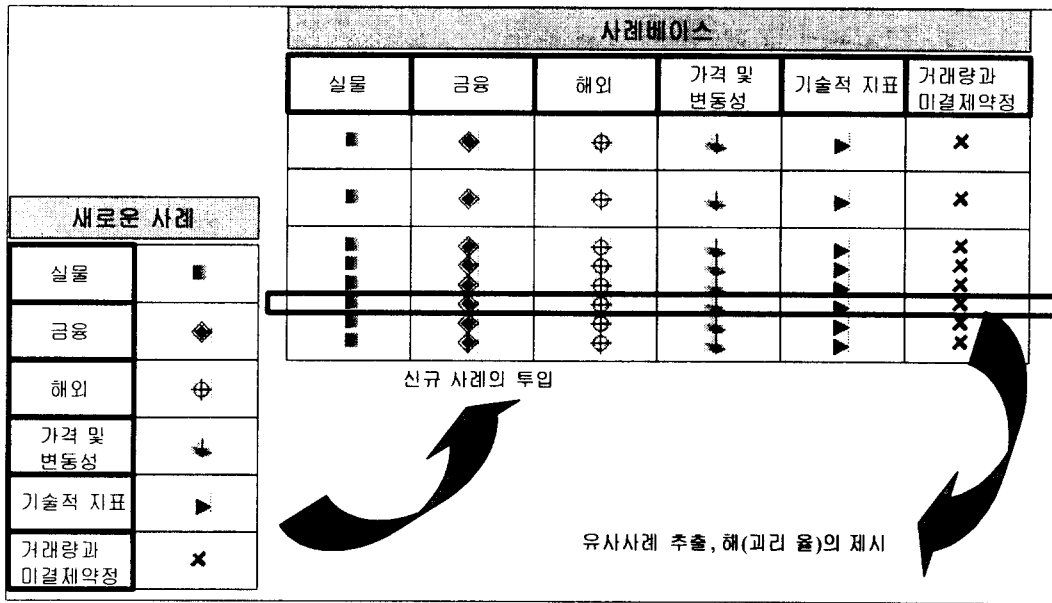
본 장에서는 시장 참여자들의 판단을 반영하여 기존의 옵션가격결정모형에서 산출된 이론적 가격과 시장가격의 괴리를 줄이는 역할을 수행하는 사례기반시스템 구현과정과 결과를 기술하고자 한다.

일반적으로 사례의 표현을 위한 구성항목의 선정에서는 개개의 구성항목의 기능성과 정보 획득의 용이성을 고려하여야 하며, 사례에는 문제(problem)의 내용과 해(solution)의 내용이 포함되어야 한다(Watson, 1994). 본 연구의 사례는 다음 【표 9】과 같이 구성하고자 한다.

구 성 목	내 용	사 례 구 성
문제/상황 표현	문제와 그 문제가 해결될 당시의 상황 묘사	파생상품거래자들이 사용하는 정보의 요소
해	문제가 발생했을 당시의 신문가의 반응 및 주론된 해결방법을 서술	이론적 가격결정모형의 간차

【표 9】 사례의 구성

본 연구에서는 김광용 등(1998)이 파생상품거래자들이 대상으로 실시한 파생상품을



【그림 9】 사례기반추론시스템을 활용한 옵션가격결정

거래할 때 사용하는 정보에 관한 설문조사 항목을 문제/상황 표현(Problem/Situation Description)의 항목으로 이용하였고, 해(Solution)는 옵션가격결정모형의 잔차로 구성한다. 【그림 9】는 옵션가격결정을 위한 사례기반시스템의 조회과정을 나타낸 그림이다. 신규 사례(이론적 옵션가격, 기본적 분석, 기술적 분석)가 발생하면 사례베이스에 저장된 사례들과 유사성을 계산하여 유사도 점수가 높은 사례가 추출되고, 해(이론가격의 괴리율)을 제시하게 된다. 이를 통해 옵션의 이론적 가격은 조정과정을 통해 보다 시장가격에 근접한 이론적 가격을 산출할 것으로 기대된다.

시장가격은 모수적 기법이나 비모수적 기법에서 정도의 차이를 있으나 존재하고 있다. 이러한 괴리가 발생하는 원인을 투자자들이 사용하고 있는 정보를 바탕으로 형성된 주관적인 가치가 반영된 것으로 보았다. 따라서 시장 참여자들이 사용하는 정보의 내용과 괴리를 바탕으로 옵션가격결정모형을 향상시키기 위한 사례기반추론시스템을 제안하였다.

향후 연구방향으로 첫째, 여러 가지 변수를 사용한 변동성 추정에 대한 연구가 필요하다. 둘째, 사례기반추론시스템을 이용하였을 때 성과 개선에 대한 실증적인 연구가 필요하다.

## 제 5 장 결과 및 연구방향

본 논문은 옵션가격결정모형을 구축하기 위해 지능형 정보시스템 기술을 사용하였다. 첫째, 인공지능망을 활용한 옵션가격결정모형의 구축하고, 성과를 블랙-숄즈 모형과 비교하였다. 인공지능망과 블랙-숄즈는 거의 유사한 결과를 보였으나, 내재가치에 따라 각 기법의 성과가 차이를 보였다. 둘째, 옵션가격결정모형의 입력변수 중에서 변동성을 인공지능망으로 추정하고, 전통적인 모형과 성과를 비교하였다. 실제 변동성의 추정에서는 인공지능망이 우월하였지만, 옵션의 입력변수로 사용되었을 경우, 많은 시사점을 주고 있다. 즉 모수적 기법 또는 비모수적 기법만을 사용한 옵션가격결정모형보다는 모수적 기법과 비모수적 기법이 통합된 모형에서 우수한 결과를 보이고 있다. 셋째, 옵션가격결정모형의 이론가격과

## 참고문헌

1. Anders et al. "Improving the pricing of options - a neural network approach" working paper(1995)
2. White, A. J. "A Genetic adaptive neural network approach to pricing options: a simulation analysis" Journal of computational intelligence in finance, 13-23(1998)
3. Black, F. and Scholes, M. "The pricing of options and corporate liabilities" The journal of political economy, v.81(1973) 637-654
4. Blair et al. "A comparative study of methodologies for designing IDSSs" European journal of operational research, v.103, 277-295(1997)
5. Brooks, C. "Prediction stock index volatility: can market volume help?" Journal of

- forecasting, v.17, 59-80(1998)
6. Chou S. T. "Migrating to the web : a web financial information system server", Decision support systems, v.23, 29-40(1998)
  7. Gottinger H. W. "Intelligent decision support systems", Decision support systems", v.8, 317-332(1992)
  8. Hanke, M. "Neural networks vs Black-Scholes: an empirical comparison of the pricing accuracy of two fundamentally difference option pricing methods" Journal of computational intelligence in finance, (1999)
  9. Hansen et al "Learning experiments with genetic optimization of a generalized regression neural network" Decision support system, v.18(1996) 317-325
  10. Hutchinson et al. "A nonparametric approach to pricing and hedging derivative securities via learning networks" The journal of finance, n.3, 851-889(1994)
  11. Lajbcygier et al. "Improved option pricing using artificial neural networks and bootstrap methods" International journal of neural systems, v.8, n.4(1997) 457-471
  12. Lawrence et al. "Prototyping a financial DSS", Omega, v.27, 445-450(1999)
  13. Malliaris et al. "A neural network model for estimating option prices" Journal of applied intelligence, v.3, 193-206(1993)
  14. Malliaris et al. "Neural networks for predicting options volatility", Neural networks in finance and investing, 613-622(1996)
  15. Maza et al "A critique of the standard neural network application to financial time series analysis", working paper(1995)
  16. Pearson et al, "An empirical investigation into DSS structures and environments", Decision support systems, 1995
  17. Rao et al, "Hemispheric specialization, cognitive differences, and their implications for design of decision support systems", MIS Quarterly, 1992
  18. Rao et al. "An active intelligent decision support system - architecture and simulation", Decision support systems, v.12, 79-91(1994)
  19. Shaw M. J. "Machine learning methods for intelligent decision support", Decision support systems, v.10, 79-83(1993)
  20. Zopounidis et al. "On the use of knowledge-based decision support systems in financial management : a survey", Decision support systems, v.20, 259-277(1997)