

# 유전자 알고리즘을 이용한 주식투자 수익률 향상에 관한 연구

조 희 연\* · 김 영 민\*\*

## <목 차>

I. 서론	3.2 Stochastic 지표의 변수 결정
II. 유전자 알고리즘의 세계	3.3 MACD 및 Stochastic 지표의 성과 분석
2.1 기술적 분석	IV. 결론 및 제언
2.2 기술적 분석을 위한 유전자 알고리즘	참고문헌
III. 주식시장에서의 실증 분석	Abstract
3.1 MACD를 위한 유전자 알고리즘	

## I. 서 론

증권투자에 중요한 두 의사결정은 종목선택과 매매 시점의 포착이다. 일반적으로 종목 선택에는 기본적 분석이 이용되고 매매 시점 포착에는 기술적 분석 방법이 사용된다. 기본적 분석이란 주식의 내재적 가치를 결정짓는 경영요인, 재무요인 등을 분석하여 이론적 가격을 구하고 이를 시장가격과 비교함으로써 과소 평가된 주식의 매입과 과대 평가된 주식의 매각을 통해서 초과수익을 발생시키고자 하는 분석방법이다. 주당이익 (EPS : Earning Per Share), 배당, 주가-수익비율 (PER : Price Earning Ratio), 재무구조, 경영진, 산업구조 경쟁력과 기업외적 경제변화 등이 분석의 초점이 된다. 이에 반해 기술적 분석이란 과거 및 현재의 시장가격과 거래량만을 분석하여 어떤 특징을 찾아내고, 이를 통해 미래의 가격변화를 예측하고자 하는 기법이라고 할 수 있다.

유전자 알고리즘은 여러 연구분야에서 성공적으로 활용되고 있는 대표적인 인공지능 기법으로 증권 및 재무분석 분야에서도 그 활용성에 관심이 높아져가고 있다. 본 연구의 목적은 유전자 알고리즘이 증권분석 분야 중 기술적 분석에 어떻게 활용될 수 있을 것인가를 보여주는 데 있다.

기술적 분석기법은 다양한 통계이론 및 기타 예측이론 등을 기반으로 하여 과거 수십 년 동안 많은 연구가 이루어져 왔다. 그러나 이들 연구결과의 대부분은 기술적 분석을 이용하여서는

\* 울산대학교 경영대학 경영학부 부교수(hycho@mail.ulsan.ac.kr)

\*\* 울산대학교 대학원 경영학석사

시장보다 추가적 이득을 얻기 힘들다는 것이었다. 예를 들어, Alexander (1964)는 가격이 5% 오르면 주식을 매입하고 5% 하락하면 주식을 매도한다는 5% 필터규칙을 미국의 S&P 주가지수와 Dow Jones 주가지수에 대해 적용한 결과 시장 수익률인 매입-보유 (Buy & Hold) 전략보다 좋은 결과를 얻지 못하였다. 또한 Fama 와 Blume (1966)도 30개의 Dow Jones 주식을 이용하여 기술적 분석방법의 유용성을 측정된 결과 추가 이득에 대한 증거를 얻지 못했고 이러한 결과들은 효율적 시장가설에 대한 실증적 뒷받침이 되었다. 90년도에 들어서도 Brock 등 (1992)은 여러 가지 이동평균선을 Dow Jones 주가지수에 적용하였으나 추가 이득에 대한 증거를 얻지 못하였다. 그러나 기존의 기술적 분석 방법을 이용한 연구들의 큰 문제점은 기술적 분석 방법의 선택이 임의적이라는 데 있다. 예를 들어, 자주 사용되는 기술적 분석기법인 이동평균선을 활용하기 위해서는 장기 및 단기 이동평균을 위한 기간을 설정해야 하는데 기존 연구들은 이들 기간에 대하여 임의적인 값을 사용하여 실증적 연구를 실행하였다. 이러한 문제점으로 인하여 이들 연구의 결과는 효율적 시장가설에 대한 실증적 증거로서 인정되는데 많은 비판을 받아왔다. Allen 과 Karjalain (1999)은 이러한 문제점을 해결하기 위하여 기술적 분석방법의 선택을 임의적이 아닌 유전자 알고리즘을 사용하여 결정함으로써 그 결과의 신뢰성을 높이고자 하였다. 그는 유전자 알고리즘을 이용해 구성된 기술적 분석 지표를 미국의 S&P 주가지수에 적용하여 초과이득에 대한 연구를 실행한 결과 초과이득에 대한 증거를 얻지 못하였고 따라서 그들은 미국 주식시장은 효율적 시장이라고 주장하였다. 반면에 효율적 시장가설이 성립하지 않는다는 연구결과들도 발표되고 있는 바, Sweeney (1988)는 미국 주식시장에서 Fama 와 Blume (1966)가 사용한 자료를 대상으로 기간을 확장하여 기술적 분석기법을 적용한 결과 구매-유지 전략에 비해 초과수익이 나타남을 보였다. Armano 등(2002)은 유전자 알고리즘과 인공 신경망을 이용한 기술적 투자기법을 이탈리아 주식시장에 적용한 결과 구매-유지전략에 비해 초과 수익이 나타남을 보였다. 또한 Rodriguez 등 (2001)은 스페인의 마드리드 주식 시장에서 유전자 알고리즘을 이용하여 초과 수익을 주는 기술적 지표를 만들고자 했다. 그들은 기술적 분석의 기초가 되는 단기, 장기 이동평균의 이동평균 기간과 필터 모수를 유전자 알고리즘을 이용하여 결정하였다. 이들의 실험결과 유전자 알고리즘은 검증기간에서 뚜렷한 초과수익을 보임으로서, 마드리드 주식시장에서는 효율적 시장가설이 성립하지 않음을 보였다. 이와 같이, 기술적 지표에 대한 평가는 적용대상이나 적용기간 등에 따라 다른 결과가 나오고 있어 아직까지는 일관된 결론을 내리기 힘든 실정이다.

국내의 경우, 유전자 알고리즘은 생산 계획 (김여근 등, 1995; 현철주 등, 1996), 최적화 (김수영 등, 1994), 패턴인식 (이진호 등, 1999), 시계열 분석 (김상락, 1999) 등 많은 분야에서 응용되고 있다. 그러나 증권분야에 대한 유전자 알고리즘의 응용은 타 분야에 비해 상대적으로 적은 실정이다. 김현수 (1994)는 차트 분석에 있어서 기울기나 기울기의 변화도, 갭 등과 같은 원시 (Primitive) 패턴의 인식에 유전자 알고리즘을 사용하여 단기 주가 예측 시 추세선의 원시 패턴 인식에 유전자 알고리즘이 유용함을 보였다. 또한 유전자 알고리즘은 기업의 도산 예측 (한인구, 신경식, 1998) 및 기업의 신용평점 모형 개발 (신태수, 한인구, 2002)등에 사용되었으며, 외환예측 시 인공신경망 회귀위수의 모형 추정에도 활용되었다 (박범조, 1999). 위의 연구에서 볼 수 있는

바와 같이 유전자 알고리즘은 국내 증권시장의 가격변화나 파산예측 등에 일부 활용되었으나 증권시장에서 많이 사용되는 기술적 분석방법의 효과적 구성에는 활용되지 못한 실정이다. 기술적 분석방법의 효과적 구성을 위한 연구는 외국의 경우 Allen 과 Karjalain (1999) 이나 Rodriguez 등 (2001)의 연구가 있으나 이들이 사용한 기술적 지표는 장, 단기 이동 평균선, 최대 값, 최소 값과 같은 단순한 기술적 지표만을 사용했다는 약점이 있다.

이에 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 통해 기존의 대표적인 기술적 투자기법인 MACD (Moving Average Convergence & Divergence) 지표와 Stochastic 지표를 구성하고 이를 통해 효과적인 매매 시점을 파악함으로써 시장보다 초과 수익을 올릴 수 있는지 파악하고 이러한 결과를 바탕으로 국내 주식시장이 효율적 시장인가를 파악하고자 한다. 본 연구의 실험 자료로는 1997년 1월부터 2002년 10월까지의 일별 종합 주가지수를 사용하며 전체 실험기간을 학습기간과 검증기간으로 나누어서 검증기간동안에 유전자 알고리즘의 초과수익 가능성을 파악한다.

본 연구의 2장에서는 연구의 대상이 되는 기술적 지표인 MACD와 Stochastic 지표의 내용과 이들 지표의 효과적 구성을 위한 유전자 알고리즘의 구성전략을 제시한다. 3장에서는 2장에서 제시한 유전자 알고리즘을 이용하여 실제 자료에 대해 실증분석을 실시하고 4장에서는 본 연구의 결론에 대해 언급한다.

## II. 유전자 알고리즘의 설계

2장에서는 본 연구의 대상이 되는 기술적 지표인 MACD와 Stochastic 지표의 내용 및 이들 지표를 효과적으로 구성하기 위한 유전자 알고리즘의 구성전략을 제시한다.

### 2.1 기술적 분석

기술적 분석이란 과거 및 현재의 시장가격 변동을 연구하여 어떤 특징을 찾아내고, 이를 통해 미래의 가격변화를 예측하고자 하는 기법이라고 할 수 있다. 기본적 분석이 시장에서 거래되고 있는 어떤 상품의 본질적 가치를 분석하여 현재 시장가격과의 괴리를 밝힘으로서 향후의 가격을 예측하고자 하는 기법이라고 본다면 기술적 분석방법은 기본적 분석에 반영될 수 없는 심리적 요인 및 사회, 정치적 환경과 같은 비 계량적 요소들을 가격예측에 고려하기 위해서 제시되었다고 할 수 있다. 이러한 기술적 분석방법은 가격이 추세를 형성하여 움직이며 역사는 되풀이된다는 전제조건하에서 유용성을 갖는다.

기술적 분석방법은 주가흐름의 방향을 예측하기 위한 추세분석, 주가의 전환점을 포착하기 위한 패턴분석, 그래프화된 주요지표를 분석하는 차트분석 등으로 분류할 수 있다. 본 연구에서는 이 중에서 실무에서 많이 활용되는 기술적 지표인 MACD와 Stochastic 지표를 분석하고

자 한다.

### 2.1.1 MACD 지표

#### 1) 개요

MACD 지표는 이동 평균의 수렴과 확장을 표시하는 운동량 지표로 단기 이동평균선과 장기 이동평균선의 차이를 통해 두 이동평균선 사이의 관계를 보여주는 지표이다. 즉, MACD 지표는 단기 이동평균선과 장기 이동평균선이 멀어지게 되면 다시 가까워지게 되는 성질을 이용하여 두개의 이동평균선의 차이가 제일 큰 시점을 찾아내어 매매 신호로 제공하는 분석기법이다.

#### 2) MACD 지표의 공식

이 지표는 기본적으로 단기와 장기 이동평균선의 차이인 MACD선과 MACD선 자체의 이동평균선인 신호선(MACD Signal)으로 구성되며 공식은 다음과 같다.

$$MACD_i = \frac{\sum_{t=i-a+1}^i S_t}{a} - \frac{\sum_{t=i-b+1}^i S_t}{b} \quad (1)$$

여기서,  $i$ 는 현재일을 나타내며  $S_t$ 는  $t$ 일의 주가이고  $a$ 는 단기 이동평균 기간,  $b$ 는 장기 이동평균 기간을 나타낸다. 따라서, 식(1)의 우측항의 첫 번째 항은  $a$ 일 동안의 단기 이동평균 값을 나타내고 두 번째 항은  $b$ 일 동안의 장기 이동평균 값을 나타낸다. 예를 들어 단기 이동평균 기간인  $a$ 가 3일이고 현재일( $i$ )이 5일이면 식 (1)에서 단기 이동평균 계산 시  $t$ 값은 3에서 5일까지의 값을 갖게 된다. 과거 3일 동안의 주가인  $S_3, S_4, S_5$ 가 10, 20, 30이면 5일의 단기 이동평균 값은  $(10+20+30)/3$ 의 값으로 계산된다.

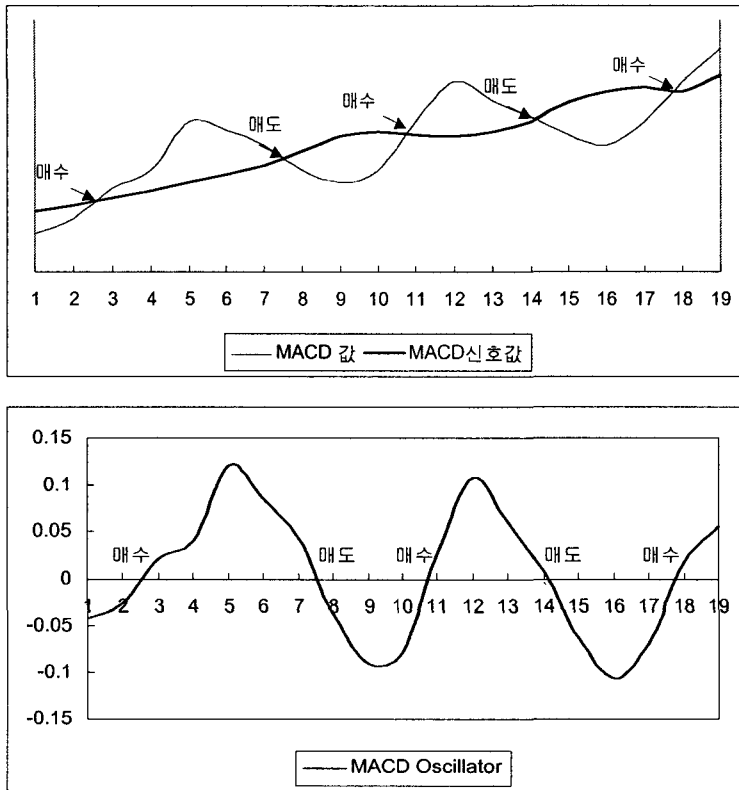
$$MACDS_i = \frac{\sum_{t=i-n+1}^i MACD_t}{n} \quad (2)$$

여기서,  $MACDS_i$ 는 현재일인  $i$ 일의 MACD 신호(MACD Signal)를 나타내고  $n$ 은 MACD의 이동평균 기간을 나타낸다. 또한, MACD와 MACD 신호의 차이를 MACD Oscillator라고 정의한다.

#### 3) MACD 지표의 활용

$MACD_i$  (현재일의 MACD 값)이  $MACDS_i$  (현재일의 MACD 신호값)을 상향 돌파할

때를 매수 시점으로, 하향 돌파할 때를 매도 시점으로 인식한다. 또는 MACD Oscillator값이 기준선인 0을 상향 돌파하면 상승 추세로의 전환으로 보고 매수, 기준선인 0을 하향 돌파하면 하락 추세로의 전환으로 판단하여 매도 시점으로 파악한다. 두 매매신호에 대한 예는 다음 <그림 1>과 같다.



<그림 1> MACD 지표에 의한 매매 분석

### 2.1.2 Stochastic 지표

#### 1) 개요

Stochastic 지표는 일정기간 동안의 주가 변동폭 중에 최고 값과 최저 값을 이용하여 현재의 주가 수준 (위치)을 백분율로 나타내 주는 탄력성 지표이다. 주가가 고점에 접근하면 당일 증가가 최근기간 중 가격 변동폭의 최고가 근처에 있고 주가가 저가에 접근하면 당일 증가가 최근기간 중 가격 변동폭의 최저가 근처에 있다는 것을 기본 전제로 하며, 현재의 주가가 해당기간 동안의 주가 범위 중 어느 위치에 있느냐를 분석하여 향후 주가의 방향을 예측하는 기법이다. Stochastic 지표 값은 0과 100 사이를 순환하는 대표적인 Oscillator 지표로 다른 기술적인 방법에 비해 빠른 매매 신호를 제공해 단기 투자 전략에 적합한 지표이다.

## 2) Stochastic 공식

$$\%K_i = \frac{S_i - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}} * 100, \quad (3)$$

여기서,  $\%K_i$ 는 현재일인  $i$ 일의 Stochastic 지표 값이며  $S_i$ 는 현재일의 주가이고  $S_{\min}$ 은 일정기간 ( $n$ 일) 동안의 최저 주가,  $S_{\max}$ 는 일정기간 동안의 최고 주가를 나타낸다.

$$\%D_i = \frac{\sum_{t=i-m+1}^i \%K_t}{m}, \quad (4)$$

여기서,  $\%D_i$ 는 현재일의 Stochastic 지표의 신호 값이고,  $m$ 은  $\%K$ 의 이동평균을 계산하기 위한 이동평균 기간을 나타낸다.

식 (3)과 (4)에서  $\%K$ 는 일정기간 동안에서 금일 주가의 위치를 백분율로 나타낸 것이고  $\%D$ 는  $\%K$ 의 값을  $m$ 일 동안 이동 평균한 값이다.  $\%K$ 가 100이면 현재가격이 일정기간 동안 형성된 시장가격 중 최고수준을 의미하고  $\%K$ 가 0이면 그 반대로 최저 수준을 의미한다.

## 3) Stochastic 지표의 활용

$\%K$ 선이  $\%D$ 선을 상향 돌파하면 매수신호가 되고  $\%K$ 선이  $\%D$ 선을 하향 돌파하면 매도신호가 된다.

## 2.2 기술적 분석을 위한 유전자 알고리즘

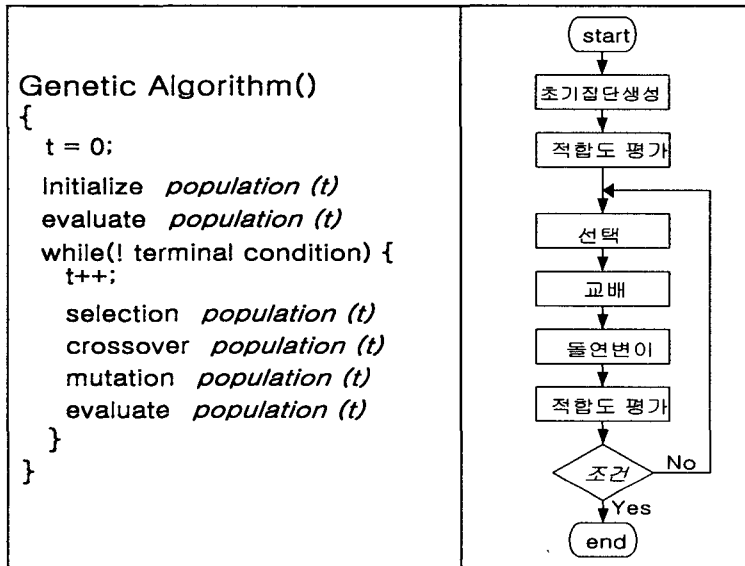
본 절에서는 2.1에서 설명한 기술적 지표인 MACD 지표와 Stochastic 지표를 토대로 주식 투자 수익률 향상을 위한 유전자 알고리즘을 제안한다.

### 2.2.1 유전자 알고리즘의 개념 및 구조

유전자 알고리즘은 어떤 개체집단이 자연에서의 적자생존과 자연도태를 통해 다음 세대의 집단을 형성해나가는 과정을 알고리즘 화한 것이며, 이 알고리즘을 통해 주어진 환경에 적합한 최적개체를 찾는 것이 목적이 된다. 기본적인 알고리즘의 구조를 살펴보면 <그림 2>와 같다.

유전자 알고리즘은 우선 임의의 값을 가진 초기화된 개체집단을 생성한다. 즉 전체 탐색공간 내에서 임의의  $N$ 개의 점들을 선택하여 개체집단을 형성하게 된다. 이렇게 생성된 개체집

단이 문제에 얼마나 적합한 지를 적합도 함수를 이용하여 평가한다. 다음 세대의 개체 (Individual) 생성은 평가된 개체집단을 확률적으로 선택 (Selection)하여 교배 (Crossover)와 돌연변이 (Mutation)를 통해 이루어진다. 다음 세대의 개체집단은 다시 평가를 하여 종결조건에 도달할 때까지, 즉 목표로 한 적합도 수준에 도달하거나 미리 정해진 최대 진화 수를 넘을 때까지 반복적으로 다음 세대를 생성한다.



<그림 2> 유전자 알고리즘의 흐름도

이러한 유전자 알고리즘은 전통적인 탐색 및 최적화 기법과 다음 네 가지 이유에서 크게 차별화 되는 특징을 가진다. (Goldberg, 1989)

첫째, 유전자 알고리즘은 단일 탐색이 아닌 집단 탐색을 사용한다. 한번에 하나의 해를 다루는 것이 아니라 여러 후보 해들의 집합이라고 할 수 있는 개체집단을 만들어 동시에 해를 찾음으로서 지역적 오류에 빠지는 것을 방지한다. 둘째, 유전자 알고리즘은 표본 추출에 의한 무정보 탐색을 한다. 문제를 나타낼 수 있는 염색체와 이것을 평가할 적합도 함수만 있으면 되고 다른 추가적인 정보가 필요 없으므로 단순성을 유지한다. 전통적인 탐색 방법을 사용할 경우 추가적인 정보들이 필요한 경우가 많은데 이러한 추가적 정보들을 얻는 것이 항상 쉬운 것만은 아니므로, 전통적인 방법이 많은 문제 영역에 있어서 실패하는 주요한 원인이 된다. 셋째, 유전자 알고리즘은 결정적인 규칙에 따르지 않고 확률 연산자를 사용하여 탐색을 한다. 유전자 알고리즘은 해를 찾을 때 확률법칙을 이용하며 이것은 후보 해 자체를 난수를 통해 검색하는 무작위 탐색과 다른 점이다. 넷째, 유전자 알고리즘은 탐색공간에 대해 제약이 적고 내부적인 문제에 대해 최소한의 정보만을 요구한다. 따라서, 유전자 알고리즘은 탐색공간에 대해 연속성이나 미분 가능성 등을 요구하지 않고 내부 특성을 잘 알지 못하는 문제에도 적용이 가

능하다.

## 2.2.2 기술적 지표를 위한 유전자의 설계

유전자 알고리즘으로부터 좋은 결과를 얻기 위해서는 문제에 대한 올바른 표현 즉 유전자를 어떻게 구성하느냐가 중요하다. 우리는 이러한 유전자의 구조를 나타내기 위해 이진수의 배열을 사용하는데 이는 이진수 배열을 이용하면 각 개체에 대한 유전 연산자의 처리가 용이하기 때문이다.

우리는 앞에서 MACD기법은 단기 이동평균선과 장기 이동평균선의 차이인 MACD선과 MACD선에 대한 이동평균선인 MACD 신호선을 통해 주식의 매매 시점을 포착한다고 하였다. 위의 세 가지 값을 계산할 때 중요한 것은 각 이동평균 기간을 얼마로 설정하느냐 하는 것이다. 그러므로 유전자 알고리즘에서 나타낼 염색체 개체는 단기 이동평균과 장기 이동평균 그리고 MACD 신호를 계산하는데 필요한 각각의 이동평균 기간이 된다.

이와 마찬가지로 Stochastic 기법은 %K와 %D를 통해 주식의 매매 시점을 파악하므로 유전자 알고리즘에서는 %K를 위한 기간과 %D를 구하기 위한 이동평균 기간이 염색체 개체가 된다.

## 2.2.3 유전 연산자

### 1) 선택 전략

유전 연산자를 사용하여 탐색공간을 탐색하기 위해서는 우선 피 연산자인 개체들을 선택하여야 한다. 본 연구에서는 개체선택 방법으로서 적응도 비례전략과 엘리트 보존전략 그리고 앞의 두 전략을 병합하여 사용하는 혼합전략 등 세 가지 방법을 사용한다. 적응도 비례전략은 확률적으로 개체들을 선택하는 방식으로 반드시 적합도가 우수한 개체가 선택되는 것은 아니므로 보다 넓은 공간 탐색을 통해 많은 해들을 검색할 수 있다. 엘리트 보존전략은 가장 적합도가 우수한 개체를 다음 세대로 넘겨 우수한 개체의 유전자를 개체 집단에 확산시킬 수 있다. 혼합전략은 적응도 비례전략의 단점과 엘리트 보존전략의 단점을 보완하고자 시도한다. 적응도 비례전략의 우수 개체가 탈락되는 문제점과 엘리트 보존전략의 국소해에 빠질 위험을 탈피하고자 임의의 변수  $C$ 를 도입하여 그 수가 홀수일 때는 적응도 비례전략을, 짝수일 때는 엘리트 보존전략을 사용한다.

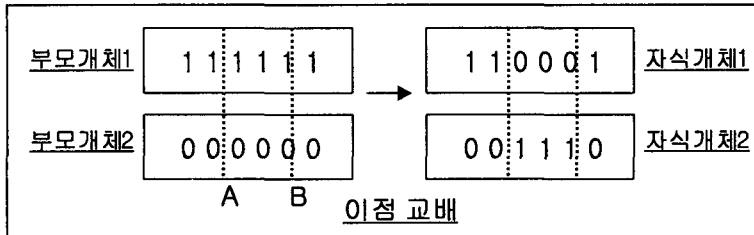
### 2) 교배 전략

선택된 개체간의 교배는 탐색 공간을 보다 넓게 해주며 국소해에 빠질 위험성을 줄여준다. 우리는 교배를 위해 <그림 3>과 같은 이점 교배를 사용한다.

<그림 3>에서 보여지는 두 교배점, A와 B는 시행시킬 때마다 난수를 발생시켜 구하고 점 A와 B가 구해지면 두 점 사이에 있는 값들을 0이면 1로, 1이면 0으로 변화시킨다. 이러한 교



배 전략과 더불어 돌연변이 전략을 채택하는데 돌연변이 전략은 전체 개체집단의 각 개체에 대해 난수를 발생시켜 돌연변이 확률보다 낮게 선택된 경우 해당하는 값을 (0 ⇔ 1)로 변화시켜 국소해에 빠지는 것을 방지하게 한다.



<그림 3> 이점 교배의 예

### 2.2.4 알고리즘의 모수

유전자 알고리즘의 성과는 모수들의 값을 어떻게 선택하느냐에 따라 많이 변화한다. 그러므로 모수의 값에 대한 결정은 신중히 해야한다. Allen과 Karjalain (1999)는 초기 개체 집단의 크기를 500, 진화 세대수는 50, 교배를 위한 개체 선택은 임의 선택을 이용하였다. Rodriguez 등 (2001)은 초기해 집단의 크기를 150, 진화 세대수는 300, 교차와 돌연변이 확률은 0.6과 0.05로 각각 설정하였고 교배방법으로는 일점 교배를 사용하였다. 국내의 경우, 김현수 (1994)는 초기 개체 집단의 크기를 100, 진화 세대수는 45, 유전자 알고리즘을 적용할 때 선택전략으로 적응도 비례전략을 사용하였고, 교배전략은 일점교배를 선택하였으나 교배 전에 선택된 두 개체의 유사성을 조사하여 유사한 개체끼리의 교배를 배제하였다. 이들 연구로부터 볼 때 유전자 알고리즘이 적용되는 각 문제에 따라 모수들의 값이 다양함을 알 수 있다.

De Jong (1975), Grefenstette (1986), Schaffer (1989) 등은 좋은 결과를 주는 효과적인 모수 값의 집합에 대하여 연구하였다. De Jong은 개체 집단의 크기를 50-100, 교배확률을 0.6, 돌연변이 확률을 0.001로 제안하였고 Grefenstette는 개체 집단의 크기를 30, 교배 확률을 0.95, 돌연변이 확률을 0.01로 제안하였다. 또한 Schaffer 등은 개체 집단의 크기를 20-30, 교배 확률을 0.75-0.95, 돌연변이 확률을 0.005-0.01로 제안하였다. 그러나, Kinnear (1994) 등의 연구에 따르면 모든 문제에 항상 좋은 성과를 주는 최적의 모수 값 집합이 존재하는 것이 아니라 대상문제에 따라 효과적인 모수 값이 달라진다는 것이다. 따라서, 우리는 정태적 민감도 분석을 통해서 각 제어 모수의 값을 결정한다.

### 2.2.5 적합도 함수

발생시킨 개체집단은 적합도 함수를 통해 그 적합도를 부여받고 그를 통해 새로운 개체 생성을 위한 진화가 발생한다. 본 연구에서는 발생시킨 개체집단에 의해 각 기술적 지표의 이동

평균 기간들을 계산하고 이에 따른 매매시점을 계산하여 투자기간 동안 투자한 수익률로 그 개체의 적합도를 평가한다. 그러므로 적합도를 평가하기 위한 적합도 함수  $R$ 은 다음과 같이 표시된다.

$$R = \sum_{j=1}^n (1 - b_j) S_j + \frac{r}{365} \cdot \sum_{j=1}^n b_j C_j \quad (5)$$

여기서,  $n$ 은 투자 기간동안의 일 수를 나타낸다.  $b_j$ 는 주식을 구매한 상태인지 아닌지를 나타내는 이진변수이며, 주식을 구매한 상태는 0으로 표시되며 현금보유 상태는 1로 표시된다.  $C_j$ 는  $j$ 시점의 현금을 의미하며  $r$ 은 시중의 일년만기의 국고채 이자율의 평균으로써 365로 나누어 1일의 이자율을 계산한다.  $S_j$ 는  $j$ 시점의 주식 로그 수익률을 말하며  $P_j$ 가  $j$ 시점의 주가를 나타낼 때  $S_j = \ln\left(\frac{P_j}{P_{j-1}}\right)$ 로 계산된다. 위의 적합도 함수는 각 개체가 발생시키는 투자기간동안의 총 수익을 나타내며 주식을 구매한 상태에서는 주식투자 수익을, 주식을 매도하여 현금으로 가지고 있는 상태에서는 무 위험자산인 국고채에 투자한 수익을 합하여 계산된다.

### 2.2.6 알고리즘의 흐름

본 연구에서 제안한 유전자 알고리즘의 흐름을 요약하면 다음과 같다.

- 1단계 : 시점을 나타내는 변수  $t$ 의 값을 0으로 한다. 임의의 난수로부터 크기  $N$ 의 초기해 집단  $P(t)$ 를 생성한다.
- 2단계 : 해의 집단  $P(t)$ 의 적합도를 평가한다. 즉, 해의 집단  $P(t)$ 에 따라 기술적 지표인 MACD와 Stochastic 지표를 구성하고 이들 지표가 제공하는 매매 시점을 이용하여 투자기간 동안 주식에 투자하여 식 (5)에 따라 투자 수익률을 산출한다.
- 3단계 : 적응도 비례전략, 엘리트 보존전략, 혼합전략 중 하나로 해집단에서 교배할 개체들을 선택한다. 적응도 비례전략의 경우는 (개체집단의 크기×교배 확률)의 개수만큼 반복 시행하여 선택된 개체들끼리 쌍을 지어 교배를 한다. 엘리트 보존전략의 경우는 적합도가 가장 높은 개체는 다음 세대에 넘기고 나머지 개체들을 교배 확률에 따라 선택하여 쌍을 지어 교배한다.
- 4단계 : 교배는 임의로 변동되는 두 교배 점을 가진 이점 교배를 시행한다.
- 5단계 : 돌연변이는 전체 개체집단의 각 개체에 대해 난수를 발생시켜 돌연변이 확률보다 낮게 선택된 경우 값을 (0↔1)로 변형시킨다.
- 6단계 : 2단계와 동일하게 개체 집단을 평가한다.
- 7단계 : 변수  $t$ 값이 진화 세대수보다 작다면 3단계로, 크다면 다음 단계로 간다.

8단계 : 진화가 된 개체집단 중 가장 큰 수익률을 주는 해를 찾는다.

### Ⅲ. 주식시장에서의 실증 분석

본 장에서는 실제 자료를 사용하여 2장에서 제시한 유전자 모형의 효용성을 검증한다. 본 장의 실험에서 사용된 자료는 1997년 1월 3일부터 2002년 10월 31일까지의 1524일의 종합 주가지수 자료이며 이중에서 1997년 1월 3일부터 2000년 12월 26일까지는 학습기간으로 사용하고 2001년 1월 2일부터 2002년 10월 31일까지의 기간은 검증기간으로 사용하였다.

#### 3.1 MACD를 위한 유전자 알고리즘

##### 3.1.1 변수의 결정

MACD 지표는 단기와 장기 이동평균선의 차이인 MACD선과 MACD선 자체의 이동평균선인 MACD 신호선을 이용하여 매수와 매도 신호를 발생시킨다. 이때 단기와 장기 이동평균 및 MACD 자체의 이동평균의 기간을 얼마로 설정하느냐에 따라 투자의 성과가 달라지게 된다. 이들 세 변수가 가질 수 있는 값의 모든 조합에 대해 투자성과를 계산하기 위해서는 많은 시간과 노력이 필요하다. 따라서 이러한 시간과 노력의 낭비를 피하면서 만족할 만한 해를 탐색하기 위한 자동화된 탐색기법으로 유전자 알고리즘이 사용될 수 있다. 본 실험에서는 실무에서 많이 이용되는 바와 같이 장기 이동평균은 1년 이하, 단기 이동평균은 6개월 이하로 설정한다. (영업일 기준으로 장기 이동평균은 255일 이하, 단기 이동평균은 127일 이하로 설정됨) 이러한 조건하에서 본 실험의 유전자 구조를 정리하면 <표 1>과 같다. <표 1>에서 장기 이동평균의 날짜는 단기 이동평균의 날짜보다 더 크다는 제약을 갖는다.

속성	값의 범위
단기 이동평균 날짜 (X1)	$1 \leq X1 \leq 127$
장기 이동평균 날짜 (X2)	$1 \leq X2 \leq 255$
MACD 이동평균 날짜 (X3)	$1 \leq X3 \leq 255$
유전자의 구조와 예	( 0000011   00011010   00000111 ) X1 X2 X3 (X1 X2 X3) = ( 3 26 9 )

<표 1> MACD 지표에 대한 유전자 구조

### 3.1.2 모수의 결정

유전자 알고리즘의 성과는 유전자 선택방법이나 교배방법, 모수의 값을 어떻게 설정하느냐에 따라 많이 달라진다. 우리는 본 연구에 적합한 선택방법이나 교배방법, 모수의 값을 결정하기 위하여 정태적 민감도 분석을 사용한다. 정태적 민감도 분석이란 다른 모수의 값을 고정시킨 후 한 모수의 값을 변화시키면서 우수한 성과를 주는 모수의 값을 찾는 방법이다.

#### (1) 선택전략의 결정

앞에서 제시한 세 가지 선택전략인 엘리트 보존전략, 적응도 비례전략, 혼합전략 중에서 보다 좋은 해를 주는 선택전략을 결정한다. 이를 위해 알고리즘의 다른 모수들은 일정한 값으로 고정시킨다. 개체집단의 크기, 진화세대 수, 교배확률, 돌연변이 확률의 모수 값은 기존 연구들을 바탕으로 각각 200, 100, 0.9, 0.01의 값으로 고정시킨다.

엘리트 보존전략은 개체 집단 중에 가장 좋은 적합도를 가지는 하나의 개체를 그대로 남겨두고, 나머지 개체들에 대해서는 교배확률에 따라 교배를 시행하였다. 적응도 비례전략은 우선 각 개체의 적합도를 개체 적합도의 합으로 나누어서 각 개체의 선택확률을 계산하고 이를 차례대로 누적시켜 하나의 행렬을 생성한다. 0부터 1사이의 임의의 난수를 발생시켜, 그 난수에 대응되는 행렬의 한 개체를 찾아 교배시킬 개체로 선택한다. 이 과정을 두 번 반복하면 두 개의 개체가 선택되고 이들을 교배한다. 혼합 전략은 임의의 양수를 발생시켜 짝수인 경우는 엘리트 보존전략을, 홀수인 경우는 적응도 비례전략을 시행하는 방법을 사용한다.

각각의 선택방법에 대해 다섯 번씩 실험하여 연간 평균수익률을 구한 결과가 <표 5-2>에 요약되어 있다. 실험의 결과, 엘리트 보존 전략은 평균수익률이 37.9%로 다른 전략들보다 우수한 결과를 주고 있다. 또한, 시간적인 측면에서는 적응도 비례 전략이 가장 빠른 것으로 나타났다. 그러나 엘리트 보존전략과 적응도 비례전략 사이에 실제적인 시간 차이가 크지 않기 때문에 본 문제의 해 탐색에는 엘리트 보존전략이 가장 적절한 것으로 판단된다.

전략	x1 (단기 평균기간)	x2 (장기 평균기간)	x3 (MACD 평균기간)	수익률(%)	평균 시간(초)
엘리트 보존전략	100.4	186.2	242	37.9	93.4
적응도 비례전략	98.8	222.2	242.2	33.1	85.2
혼합전략	104	225.4	229.8	34.1	88.0

<표 2> MACD에 대한 선택 전략 비교 실험

#### (2) 개체집단 크기, 진화 세대수, 교배확률, 돌연변이 확률의 결정

모수들의 값을 결정하기 위해, 선택전략은 앞에서 결정된 바와 같이 엘리트 보존 전략으로

고정하고, 개체집단 크기, 세대수, 교배확률, 돌연변이 확률은 각각 200, 100, 0.9, 0.01의 초기 값으로 고정시킨 후 각 모수의 값을 변화시키면서 가장 높은 평균 수익률을 주는 모수 값을 선택한다. 각 모수의 값에 대해 다섯 번씩 실험하여 연간 평균 수익률을 구한 결과가 <표 3> - <표 6>에 나타나 있다.

개체집단크기	수익률(%)	평균시간(초)
300개	38.5	141.4
200개	37.9	93.4
100개	37.8	50.2

<표 3> MACD에 대한 개체집단 크기 조정 실험

진화 세대 수	수익률(%)	평균시간(초)
50개	37.1	45.2
80개	37.6	71.2
100개	37.9	93.4
120개	38.1	109.0
150개	38.5	138.6
200개	38.4	198.6

<표 4> MACD에 대한 진화세대 수 조정 실험

교배확률	수익률(%)	평균시간(초)
0.7	37.5	90.0
0.8	37.6	94.8
0.9	37.9	93.4
1.0	37.8	92.4

<표 5> MACD에 대한 교배확률 조정 실험

돌연변이 확률	수익률(%)	평균시간(초)
0.0	38.0	90.6
0.005	38.1	88.2
0.01	37.9	93.4
0.015	38.0	91.2
0.02	37.8	90.2
0.03	37.1	89.0

<표 6> MACD에 대한 돌연변이 확률 조정 실험

위와 같은 정태적 민감도 분석을 통하여 선택방법으로는 엘리트 보존전략이 선택되었고 개체집단의 크기는 300, 진화세대 수는 150으로 결정되었으며 교배확률 및 돌연변이 확률은 각각 0.9, 0.005로 결정되었다.

(3) 결정된 모수 값을 통한 변수 값의 계산

정태적 민감도 분석을 통해서 결정된 모수 값을 가지고 학습기간 동안에 MACD 지표에 대한 변수 값인 이동평균 기간을 계산하면 <표 7>과 같다.

단기 이동 평균 기간 (X1)	장기 이동 평균 기간 (X2)	MACD 이동 평균 기간 (X3)
97일	189일	229일

<표 7> 결정된 모수 값을 이용한 변수 값 결정(MACD)

<표 7>를 보면 장기 이동평균 기간은 단기 이동평균 기간의 약 2배 정도이고 MACD 신호선을 주는 MACD 이동평균 기간은 230일 정도로 상당히 길게 계산된다.

### 3.2 Stochastic 지표의 변수 결정

Stochastic 지표는 일정기간 동안의 주가 변동폭 중에 최고 값과 최저 값을 이용하여 현재의 주가 수준 (위치)을 백분율로 나타내주는 탄력성 지표로써 빠른 매매 신호를 제공하는 단기 투자전략 지표이다. 유전자 알고리즘을 이용하여 결정해야 할 Stochastic 지표의 변수 값은 식(3)의 %K를 구하기 위한 날짜 범위와 식(4)의 %D를 구하기 위한 이동평균 날짜이다. Stochastic 지표를 위한 유전자 알고리즘의 기본적인 설정들은 <표 8>과 같이 정리된다.

속성	값의 범위
%K 날짜변수 (Y1)	$1 \leq Y1 \leq 255$
%D의 이동평균 날짜변수 (Y2)	$1 \leq Y2 \leq 255$
유전자의 구조와 예	( 00110001  00001110 ) Y1 Y2 (Y1 Y2) = ( 49 14 )

<표 8> Stochastic 지표에 대한 유전자 구조

앞에서의 MACD 지표를 이용한 실험과 같이 Stochastic 지표를 이용한 실험에서도 유전자 알고리즘의 성능을 좌우하는 여러 모수 값들의 값을 결정하기 위해 정태적 민감도 분석을 사용한다. 학습기간에 대해 정태적 민감도 분석을 실시한 결과 선택방법으로는 엘리트 보존전략이 선택되었고 개체집단의 크기는 100, 진화세대 수는 80으로 결정되었으며 교배확률 및 돌연변이 확률은 각각 0.9, 0.005로 결정되었다. 이러한 모수 값을 갖는 유전자 알고리즘을 이용하여 학습기간 동안에 Stochastic 지표의 변수 값을 구하면 다음과 같다.

%K 날짜변수(Y1)	%D의 이동평균 기간(Y2)
250일	46일

<표 9> 결정된 모수 값을 이용한 변수 값 결정 (Stochastic)

%K는 일정기간 동안의 최고가와 최저가 사이에서 금일 주가의 위치를 백분율로 나타낸 것인데 <표 9>에서 보면 일정기간은 250일로 나타나 있다. 또한 %K의 값을 46일 동안 이동평균하여 신호 값인 %D의 값이 계산됨을 알 수 있다. 앞 절에서, MACD 신호 값을 계산하기 위해서는 MACD를 229일 이동평균 하였는데 비해 %D는 훨씬 작은 46일로 이동평균한 것은 MACD 지표에 비해 Stochastic 지표가 단기의 투자결정에 주로 사용됨을 의미한다.

### 3.3 MACD 및 Stochastic 지표의 성과 분석

위의 학습기간에서 결정된 MACD 지표와 Stochastic 지표의 변수 값을 가지고 검증기간에 적용한 결과가 <표 10>에 나타나 있다. <표 10>에서 본 연구의 투자전략에 대한 비교전략으로 구매-유지 전략과 무위험 자산인 국고채에 투자하는 전략을 고려하였다. 구매-유지 전략은 검증 기간의 처음 시점에 주가지수를 매입하여 마지막 시점에 주가지수를 매도함으로써 그 수익률이 계산되며 시장 수익률로 불리어진다. 일반적으로 어떤 기술적 지표가 유용성을 갖기 위해서는 시장 수익률에 대하여 초과 수익을 발생시켜야 하는데 이때 기준 수익률로 사용되는

시장수익률은 구매-유지 전략의 수익률이다. Alexander (1964), Brock (1992), Allen 과 Karjalain (1999), Rodriguez (2001) 등 대부분의 기술적 지표에 대한 연구들은 구매-유지 전략의 수익률을 비교의 기준 수익률로 하여 기술적 지표의 유용성을 평가하였다. 또 하나의 비교를 위한 기준 수익률로 무위험 자산에 대한 수익률을 사용한다. 과거에는 무 위험 자산의 수익률로 은행의 정기 예금 금리가 사용되었으나 IMF이후 은행의 파산가능성 때문에 은행의 정기 예금의 금리는 더 이상 무 위험 자산 수익률로 사용되기 힘들다. 따라서, 현재에는 국고채 금리가 무 위험 자산에 대한 지표금리로 사용되는데 이는 국고채가 국가기관인 재정부에서 발행하므로 파산위험성이 없고 유통시장에서 거래가 활성화되어 있기 때문이다. 국고채 투자 전략은 검증 기간동안 국고채에 투자하여 그 수익률을 계산한다. 또한, 대부분의 국고채는 분기별로 이자를 지급하기 때문에 분기별 이자지급에 의한 수익률로 계산하였다.

전략	수익률(%)	비교
MACD 지표	35.1	10번 시행한 평균 수익률
Stochastic 지표	37.1	10번 시행한 평균 수익률
구매 유지 전략	23.5	
채권 투자 전략	11.7	1년 만기 국고채, 분기별이자 지급

<표 10> 투자 전략들에 대한 결과 비교

<표 10>로부터 유전자 알고리즘을 이용한 투자전략은 비교대상 전략들보다 우수한 성과를 나타냄을 알 수 있다. 검증기간 시작 시점의 주가지수는 520.95이고 검증기간 끝 시점의 주가지수는 658.92로 검증기간은 상승장세였다. 따라서, 구매-유지 전략은 23.5%의 수익률을 나타내고 있다. 그러나 MACD나 Stochastic 지표를 구현한 유전자 알고리즘은 상승장세에서도 중간에 발생하는 주가지수의 단기적 하락과 상승을 이용하여 매수와 매도를 함으로써 초과 수익을 올릴 수 있었다. 이것은 유전자 알고리즘을 통해 매매시점에 대한 완벽한 최적해는 아니더라도 만족할 만한 수준의 해를 찾을 수 있다는 것을 의미한다. 또한, 기술적 투자 기법이 시장 수익률에 비해 뚜렷한 초과수익을 발생시키기 때문에 한국 주식시장은 아직까지 효율적 시장이라고 보기 힘들다.

#### IV. 결론 및 제언

본 연구는 국내 주식시장에서 기술적 분석방법을 이용하여 투자전략을 구성할 때 유전자



알고리즘의 적용가능성을 다루었다. 대표적 기술적 지표인 MACD 기법과 Stochastic 기법을 매매시점 포착에 적용하기 위해서는 이동 평균기간 등의 변수 값을 결정해야 하나 이들은 최적화 기법을 이용해서 결정하기가 어렵고 또한 가능한 값의 범위가 커서 모든 값을 탐색하기도 어렵다. 따라서 본 연구에서는 휴리스틱 탐색기법 중 대표적인 유전자 알고리즘을 이용하여 이들 변수들에 대한 값을 결정하고 그 성과를 분석하였다.

기술적 분석 지표를 위한 본 연구의 유전자 모형은 다음과 같은 특성을 갖는다. 첫째로 유전자 알고리즘에서 나타낼 유전자는 MACD 지표의 경우 단기 이동평균과 장기 이동평균 그리고 MACD를 계산하기 위한 이동평균 기간이 된다. Stochastic 지표의 경우는 %K를 위한 기간과 %D를 구하기 위한 이동평균 기간이 유전자가 된다. 둘째는 유전자 연산자로 선택전략은 엘리트 보존전략이 사용되었고 교배방법으로는 이점교배 방법을 사용하였다. 셋째는 유전자 알고리즘의 모수 값으로 우리는 정태적 민감도 분석을 통해서 각 제어 모수의 값을 결정하였다. 넷째는 목적함수로 본 연구에서는 발생시킨 개체집단에 의해 각 기술적 지표의 이동평균 기간들을 계산하고 이에 따라 매매시점을 계산하여 투자기간 동안 투자한 수익률로 그 개체의 적합도를 평가하였다.

본 연구에서는 실험자료로 1995년 1월부터 2002년 10월까지의 일별 종합 주가지수를 사용하였으며 전체 기간을 학습기간과 검증기간으로 구분하여 검증기간 동안에 유전자 알고리즘에 의한 수익률을 구매-유지 전략과 무 위험 투자인 국고채 수익률과 비교하였다. 실험의 결과, 유전자 알고리즘에 의한 투자 수익률은 검증기간에서 비교된 투자대안들보다 우수한 수익률을 나타내고 있어 유전자 알고리즘이 기술적 투자기법에 효과적으로 활용될 수 있음을 확인하였다.

본 연구의 실험에서는 거래비용이 포함되지 않았기 때문에 기술적 지표에 따른 투자전략의 경우 초과수익이 과대 평가되는 문제점이 있다. 따라서, 향후에 거래비용을 포함한 실험은 연구 결과의 현실성을 보다 높여줄 것으로 기대된다. 또한, 본 연구에서 개별적으로 고려되었던 MACD 지표와 Stochastic 지표를 통합한 지표를 사용하면 좀더 강화된 매입이나 매도 신호를 얻을 수 있을 것으로 생각된다.

## 〈참고문헌〉

- 김상락, “통계물리 : 유전샘법을 이용한 시계열 예측”, 새물리, 39권 6호, 1999, 342-344.
- 김수연, 이동곤, 정성재, “유전적 알고리즘과 직접 탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화 방안에 관한 연구”, 대한조선학회 논문집, 31권 3호, 1994, 12-18.
- 김여근, 현철주, “혼합모델 조립라인의 생산순서 결정을 위한 유전 알고리즘”, 산업공학회지, 20권 3호, 1994, 15-34.
- 김현수, “Pattern Discovery by Genetic Algorithms in Syntactic Pattern Based Chart Analysis for Stock Market”, 정보시스템연구, 3권 1호, 1994, 147-169.
- 김현수, “차트 분석을 위한 구문적 패턴의 자동생성에 관한 연구”, 1992, 한국과학 기술원.
- 박범조, “유전적 알고리즘을 이용한 신경회로망 회귀위수와 외환예측”, 국제경제연구, 4권 3호, 1999, 239-253.
- 이동곤, 김수영, 이창익, “최적화의 효율향상을 위한 유전법과 직접 탐색법의 혼용에 관한 연구”, 산업공학, 8권 1호, 1995, 23-30.
- 이진호, 박상호, “화상 및 음성처리 : 유전자 알고리즘을 이용한 물체인식을 위한 특징점 일치에 관한 연구”, 정보처리학회 논문집, 6권 4호, 1999, 120-128.
- 한인구, 신경식, “Emerging Technologies / Decision Support : Corporate Failure Prediction Modeling Using Genetic Algorithm Technique”, 한국 경영정보학회 국제학술대회 논문집, 1998, 599-608.
- 한인구, 신태수, “유전자 탐색기법을 활용한 기업 신용평점 모형의 지식 정제방법”, 경영학연구, 31권 6호, 2002, 1527-1558.
- 현철주, 김여근, “혼합모델 조립라인의 다목적 투입순서 문제를 위한 유전 알고리즘”, 산업공학회지, 22권 4호, 1996, 533-549.
- 펀드닥터 : <http://www.funddoctor.co.kr>
- 한국은행 : <http://www.bok.or.kr>
- 한국선물주식회사 : <http://www.koreafutures.co.kr>
- 한국 증권 거래소 : <http://www.kse.or.kr>
- Alexander, S. S., The random character of stock market prices, MIT Press, Cambridge, 1964.
- Allen, F. and R. Karjalain, “Using genetic algorithms to find technical trading rules”, *Journal of Financial Economics* 51, 1999, 245-271.
- Armano, G., A. Murru, F. Roli, “Stock market prediction by a mixture of genetic-neural experts” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 16, 2002, 501-526.
- Bauer, R. J., Genetic algorithms and investment strategies, John Wiley and Sons, New

York, 1994.

- Brock, W., J. Lakonishok, B. LeBaron, "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns" *Journal of Finance* 47, 1992, 1731-1764.
- Christopher, J. N., "Using genetic algorithms to find technical trading rules: A comment on risk adjustment", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 1999, 99-105.
- De J, K., "Learning with Genetic Algorithms : An Overview", *Machine Learning* 3, 1988, 121-138.
- Fama, E. F., "Efficient capital markets: a review of theory and empirical work" *Journal of Finance* 25, 1970, 383-417.
- Fama, E. F. and M. Blume, "Filter rules and stock market trading, security prices: a supplement" *Journal of Business* 39, 1966, 226-241.
- Goldberg, D. E., "Genetic algorithms and rule learning in dynamic system control", *Proceedings of the first international conference on genetic algorithms and their application*", Pittsburgh, 1985, 8-15.
- Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization & machine learning*, Addison-Wesley, 1989.
- Grefenstette, J. J., "Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms", *IEEE transaction on systems, man, and cybernetics SMC-16*, 1986, 122-128.
- Holland, J. H., *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press, 1975.
- Kinney, J., "Fitness landscapes and difficulty in genetic programming", *Proceedings of the 1994 IEEE world conference on computational intelligence*, IEEE Press, 1994.
- Kho, B. C., "Time-varying risk premia, volatility, and technical trading rule profits: Evidence from foreign currency futures markets", *Journal of Financial Economics* 41, 1996, 249-290.
- Rodriguez, F. F. et al., "Optimization of technical rules by genetic algorithms: evidence from the Madrid stock market", FEDEA, 2001, 1-14.
- Schaffer, J. D. et al., "A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization", *Proceedings of the third international conference on genetic algorithms*, 1989, 51-60.
- Sweeney, R. J., "Some New Filter Rule Tests: Methods and Results", *Journal of Financial & Quantitative Analysis* 23, 1988, 285-301

<Abstract>

## A Study to Improve the Return of Stock Investment Using Genetic Algorithm

Cho, He Youn\* · Kim, Young Min\*\*

This paper deals with the application of the genetic algorithm to the technical trading rule of the stock market. MACD(Moving Average Convergence & Divergence) and the Stochastic techniques are widely used technical trading rules in the financial markets. But, it is necessary to determine the parameters of these trading rules in order to use the trading rules. We use the genetic algorithm to obtain the appropriate values of the parameters.

We use the daily KOSPI data of eight years during January 1995 and October 2002 as the experimental data. We divide the total experimental period into learning period and testing period. The genetic algorithm determines the values of parameters for the trading rules during the learning period and we test the performance of the algorithm during the testing period with the determined parameters. Also, we compare the return of the genetic algorithm with the returns of buy-hold strategy and risk-free asset.

From the experiment, we can see that the genetic algorithm outperforms the other strategies. Thus, we can conclude that genetic algorithm can be used successfully to the technical trading rule.

**Keywords:** Genetic Algorithm, Technical Trading Rule, KOSPI

---

\* University of Ulsan, School of Business and Administration (hycho@mail.ulsan.ac.kr)

\*\* University of Ulsan, School of Business and Administration