

M&W 파동 패턴과 유전자 알고리즘을 이용한 주식 매매 시스템 개발

양훈석

국민대학교
비즈니스IT전문대학원
(yahoosir@naver.com)

김선웅

국민대학교
비즈니스IT전문대학원
(swkim@kookmin.ac.kr)

최흥식

국민대학교
비즈니스IT전문대학원
(hschol@kookmin.ac.kr)

투자자들은 기업의 내재가치 분석, 기술적 보조지표 분석 등 복잡한 분석보다 차트(chart)에 나타난 그래프(graph)의 모양으로 매매 시점을 찾는 직관적인 방법을 더 선호하는 편이다. 하지만 패턴(pattern) 분석 기법은 IT 구현의 난이도 때문에 사용자들의 요구에 비해 전산화가 덜 된 분야로 여겨진다. 최근에는 인공지능(artificial intelligence, AI) 분야에서 신경망을 비롯한 다양한 기계학습(machine learning) 기법을 사용하여 주가의 패턴을 연구하는 사례가 많아졌다. 특히 IT 기술의 발전으로 방대한 차트 데이터를 분석하여 주가 예측력이 높은 패턴을 발굴하는 것이 예전보다 쉬워졌다. 지금까지의 성과로 볼 때 가격의 단기 예측력은 높아졌지만, 장기 예측력은 한계가 있어서 장기 투자보다 단타 매매에서 활용되는 수준이다. 이외에 과거 기술력으로 인식하지 못했던 패턴을 기계적으로 정확하게 찾아내는 데 초점을 맞춘 연구도 있지만 찾아진 패턴이 매매에 적합한지 아닌지는 별개의 문제이기 때문에 실용적인 부분에서 취약할 수 있다. 본 연구는 주가 예측력이 있는 패턴을 찾으려는 기존 연구 방법과 달리 패턴들을 먼저 정의해 놓고 확률기반으로 선택해서 매매하는 방법을 제안한다. 5개의 전환점으로 정의한 Merrill(1980)의 M&W 파동 패턴은 32가지의 패턴으로 시장 국면 대부분을 설명할 수 있다. 전환점만으로 패턴을 분류하기 때문에 패턴 인식의 정확도를 높이기 위해 드는 비용을 줄일 수 있다. 32개 패턴으로 만들 수 있는 조합의 수는 전수 테스트가 불가능한 수준이다. 그래서 최적화 문제와 관련한 연구들에서 가장 많이 사용되고 있는 인공지능 알고리즘(algorithm) 중 하나인 유전자 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 이용하였다. 그리고 미래의 주가가 과거를 반영한다 해도 갈게 움직이지 않기 때문에 전진 분석(walk-forward analysis, WFA)방법을 적용하여 과최적화(overfitting)의 실수를 줄이도록 하였다. 20종목씩 6개의 포트폴리오(portfolio)를 구성하여 테스트해 본 결과에 따르면 패턴 매매에서 가격 변동성이 어느 정도 수반되어야 하며 패턴이 진행 중일 때보다 패턴이 완성된 후에 진입, 청산하는 것이 효과적임을 확인하였다.

주제어 : 주식 매매 시스템, M&W 파동 패턴, 유전자 알고리즘, 전진 분석, 포트폴리오 최적화

논문접수일 : 2018년 11월 13일 논문수정일 : 2019년 3월 3일 게재확정일 : 2019년 3월 7일

원고유형 : 일반논문 교신저자 : 최흥식

1. 서론

증권 거래가 시작된 이래 수많은 사람이 시장에서 초과이익을 얻기 위해 큰 노력을 기울여 왔다. 하지만 학자들 사이에 주가가 예측 가능하다

는 주장과 예측 불가능하다는 주장이 첨예하게 맞서고 있다. Fama(1970)는 효율적 시장가설을 통해 주가는 다양한 정보가 즉각적으로 반영되어 움직이기 때문에 과거의 주가 자료를 이용하여 미래의 주가를 예측하는 것은 불가능하다고

하였다. 반면 Shiller(1981)는 효율적 시장가설을 비판하였는데 주식가격이 펀더멘탈(fundamental)로 간주하는 배당보다 심리적 요인 등에 의해 더 큰 영향을 받는다고 주장하였다. 이런 Shiller의 주장은 2000년대 초 닷컴 버블(dot-com bubble) 붕괴를 예견한 것이 들어맞음으로써 명성을 얻었다.

효율적 시장가설의 주장과 달리 여전히 시장에서는 기본적 분석과 기술적 분석으로 월등한 투자성과를 거두는 투자자들이 존재한다. 기본적 분석은 경제분석, 산업분석, 기업분석 등의 환경분석과 재무상태를 보는 재무분석으로 이루어져 있으며 기업의 내재가치보다 주가가 낮은 종목을 찾아 투자하려는 방법인 데 반해 기술적 분석은 모든 것을 차트에서 찾으려 한다. 기본적 분석보다 접근이 쉬워 주식에 투자하는 사람들 대부분은 기술적 분석에 관심이 더 많다.

기술적 분석의 방법도 여러 갈래로 나눌 수 있는데 가격지표, 추세지표, 거래량 지표, 시장지표 등의 기술적 지표 분석과 차트의 그래프 모양을 분석하여 추세를 예측하는 패턴 분석이 대표적이다. 최근에는 인공지능 분야에서 신경망을 비롯한 다양한 기계학습 기법을 사용하여, 주가의 패턴을 연구하는 사례가 많아졌다. 주가 예측을 통해 매매 시점을 포착하려는 연구의 경우 가격의 단기 예측력은 높아졌지만, 장기 예측력은 한계가 있어서 장기 투자보다 단타 매매에서 활용되는 수준이다. 그리고 패턴을 얼마나 정확하게 찾아내느냐에 초점을 맞춘 연구도 있는데 찾아진 패턴이 매매에 적합한지 아닌지는 별개의 문제이기 때문에 실용적인 부분에서 취약할 수 있다.

본 연구에서 인용하고 있는 Merrill의 M&W 파동 패턴 분류방법도 패턴별로 발생빈도와 성

공 확률, 그리고 상승률과 하락률을 조사해서 가격 예측력이 높은 패턴을 찾는 게 목적이다. 모든 패턴을 전고점, 전저점이라 불리는 5개의 전환점으로 구분하는 단순함과 특정 패턴들에서 가격 예측력을 발견했다는 결과 보고가 있음에도 불구하고 실제 시장에서 활용한 성과 보고가 없었다. 이에 본 연구에서는 Merrill의 상승전환, 하락전환 32가지 패턴 분류를 시스템으로 구현하기 쉽게 10개 그룹으로 재해석하였으며 그룹마다 확률기반으로 1개 패턴만 선택해서 매매하는 방법을 제안한다. 특히 5점 패턴의 단순함은 패턴 인식의 정확도를 높이기 위해 드는 비용을 줄일 수 있는 장점이 있다. 확률기반의 선택 방법은 유전자 알고리즘을 이용하며 미래 수익에 대한 확신을 높이기 위해 다양한 기간의 전진 분석을 수행하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 본 연구의 주제인 M&W 파동 패턴과 최적화 방법으로 유전자 알고리즘 및 전진 분석에 관한 기존 연구를 검토하고자 한다. 3장에서는 패턴 전략의 성과를 측정하기 위한 시뮬레이터(simulator) 개발과 함께 실험 데이터의 선정에 대해 설명하고자 한다. 4장에서는 패턴 전략 시스템의 성과 분석을 종합적으로 정리하고 5장에서는 결론과 함께 앞으로 연구과제를 제시하겠다.

2. 이론적 배경

2.1 패턴 분석

증권 전문가들이 오랫동안 축적된 경험과 과거의 데이터 분석을 통하여 그래프의 모양에 따라 주가가 오르고 내린다는 사실을 발견하고 그

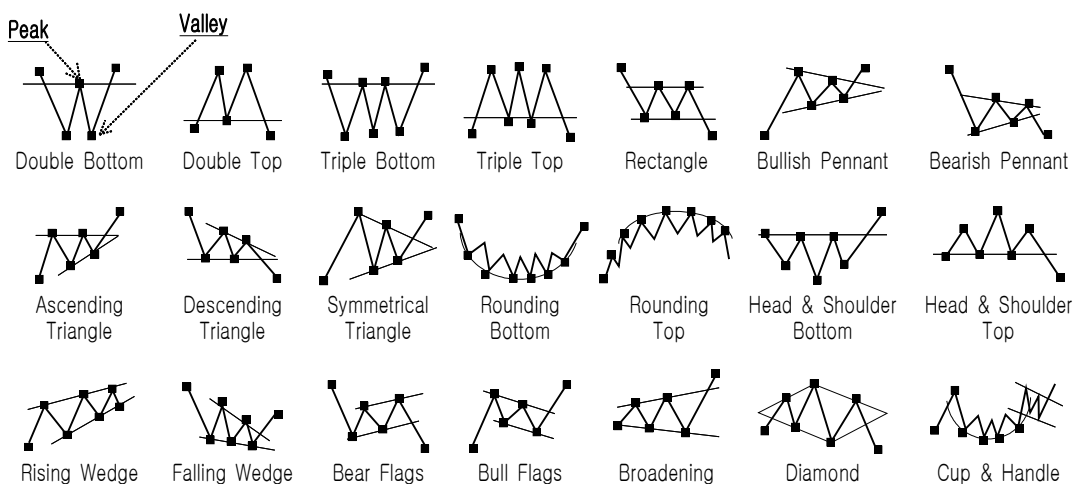
래프의 모양을 여러 형태로 정형화하여 패턴이라는 것을 만들었다. 이를 분석하여 앞으로 주가의 향배를 예측하게 되었는데, 이처럼 과거 주가 흐름을 통해서 검증된 패턴을 현재의 주가 흐름에 대입하고 주가의 등락을 예측하는 것을 패턴 분석이라고 한다(Yoon, 2017). 이중 천장(double top), 이중 바닥(double bottom), 원형 바닥(rounding bottom), 머리 어깨 모형(head and shoulder) 등이 널리 알려졌다(Han, 2000; Bulkowski, 2006; Kim, 2013; Yoon, 2017).

<Figure 1>의 패턴들은 꼭지(peak, 전고점)와 바닥(valley, 전저점)이 지그재그(zig-zag)로 이루어져 있으며 이 꼭지와 바닥을 전환점(turning point)이라고 부른다.

Kamijo and Tanigawa(1990)는 주가 패턴 인식에 RNN(recurrent neural networks)을 적용하여 삼각형 패턴(triangle pattern)을 인식하도록 하였으며 패턴을 정확히 찾는 것에 목적을 두었다. Baek and Cho(2000)는 종합주가 지수 데이터에서 Head and Shoulder 모형 중 왼쪽 어깨에 해당하는 데이터로 신경망을 학습시킨 후 이를 이용

하여 현재 혹은 테스트 데이터를 입력으로 주어 성능을 평가하였다. Leigh, et al.(2002)는 지식공학(knowledge engineering)과 데이터 마이닝(data mining)을 이용하여 강세 깃발(bull flags) 패턴을 찾으려 하였다. 10 X 10 격자에 120일(다른 연구 자료에서는 60일)간의 데이터를 10%씩 잘라서 배치하는 방법으로 Bull Flags Pattern을 인식하도록 하였으며 NYSE Composite Index에 적용하여 효과가 있음을 입증하였다. 국내에서는 Lee and Han(2003)이 같은 방법으로 60일 데이터를 한 단위로 하여 5가지의 변형된 매수 패턴과 역시 5개의 매도 패턴을 정의했으며 KOSPI200 지수에 적용하여 매수 패턴 발생 후 20일 후 청산, 매도 패턴 발생 후 20일 후 청산하는 방식으로 기대 수익률을 계산하였다.

Liu and Kwong(2007)은 웨이블릿 분석(wavelet analysis)과 Multi resolution analysis(MRA) 등을 활용하여 주식 시계열 데이터 기반하에 가능한 불규칙성의 인식 과정을 자동화하는 알고리즘을 제시하였는데 <Figure 1>의 차트 패턴들을 얼마나 정확하게 찾는지에 목적을 두었다. Lee and



<Figure 1> Chart Patterns

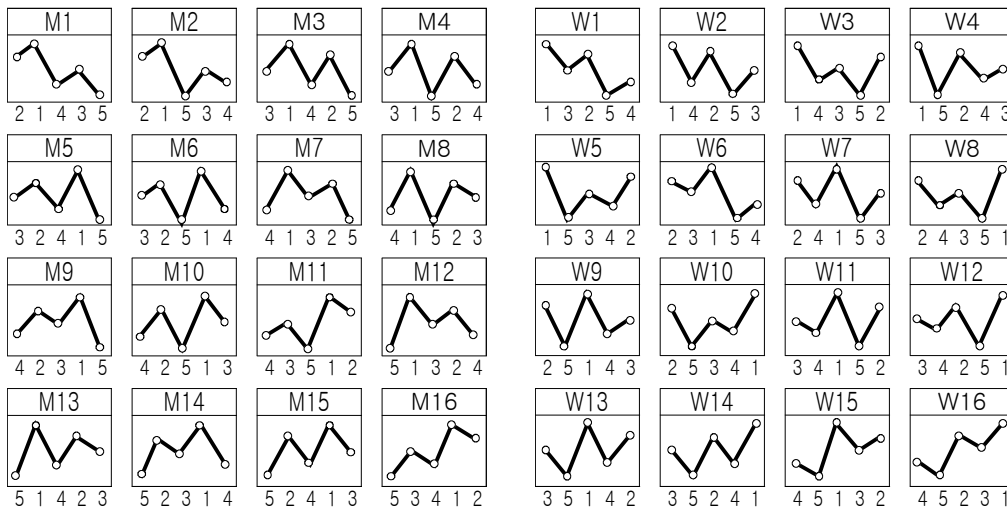
O(2007)는 신경망의 예측 결과와 다양한 미시 거래 정책 인자들을 통합적으로 고려하여 다중의 시뮬레이션(simulation)을 수행하는 ‘통합 다중 시뮬레이션(integrated multiple simulation) 기법’을 제안하였으며 기술적 분석에서 사용되는 여러 가지 파동 패턴 중, V자형 패턴이 매우 유용한 패턴임을 확인하였다.

Bao and Yang(2008)은 시계열 데이터에서 전환점을 인식하고 기술적 지표 30여 가지를 조합해서 확률 모델로 매매 전략을 학습시켜서 무작위성과 불확실성을 감소시키도록 하였다. 일반적인 차트 패턴 모형 외에 Lee(2012)는 주가의 단기적 변동을 반영하는 이동 평균선 패턴과 장기적인 주가 변동 과정을 표현하는 전환점 행렬(turning point matrix) 방식을 제안하였다. Lee(2013)의 연구에서는 고변동성 주가 패턴들을 독립적으로 학습하여 거래에 활용하는 패턴

기반의 주식 거래 시스템을 구축하였다. Ryu, et al.(2017)는 클러스터링(clustering)을 통해서 패턴을 분류하였고, 데이터 시각화를 위해 방사형 차트를 활용하여 그 결과를 분석하였다.

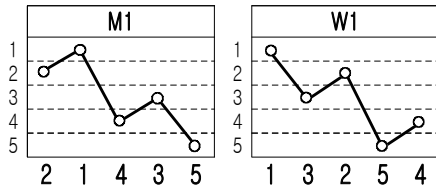
2.2 M&W 파동 패턴

Levy(1971)는 5개 전환점만으로 일련의 패턴을 정의하였다. 32가지의 패턴을 찾아냈으나 아쉽게도 예측 가치를 찾는 것은 실패하였다. Merrill(1980)이 Levy의 생각을 이어받아 5점 패턴을 완성하였으며 상당한 예측력이 있음을 발견하였다. Levy는 주식의 일별 변동성을 필터(filter)로 하였으나, Merrill은 5% 변동률을 필터로 사용하여 5% 미만의 가격 움직임을 제거하고 분석했으며,¹⁾ Levy의 32가지 패턴을 <Figure 2>에서와 같이 M자 16개와 W자 16개로 분류하였다.



<Figure 2> M and W Patterns by Merrill

- 1) 직전의 고점에서 5% 이상 가격이 하락하면 추세가 바뀌었다고 보고 신규 저점을 인식하는 방법으로 가격이 5% 이상 하락하지 않으면 마지막 전환점은 고점인 상태를 유지한다. 반대로 저점 이후 5% 이상 가격이 상승해야 다음 고점을 인식한다.



각 패턴의 하단에 붙어 있는 번호는 전환점의 높이 순서를 나타낸다. 예를 들어 M1형에서 2 1 4 3 5는 두 번째 전환점의 높이가 가장 높고 다섯 번째 전환점의 높이가 가장 낮다. W1은 첫 번째 전환점이 가장 높고 세 번째 전환점이 2순위이고 두 번째 전환점이 3순위다. Merrill은 M자 패턴이 나오면 상승으로 보았고 W자 모양이 나오면 하락으로 보았다. 하지만, 강세장과 약세장에서는 반대로 진행되기도 한다고 하였다. 강세장에서 M자 패턴이 나오면 하락의 시작으로 볼 수 있다고 하였다. 1898년부터 다우존스 산업에서 5% 필터를 적용한 전환점을 모두 찾아 분석했으며 패턴마다 발생빈도와 패턴 발생 후 평균 상승률, 평균 하락률을 측정하여 패턴의 유용성을 보여주었다. 1984년에 추가로 발표한 자료에서는 상승 확률과 하락 확률을 다루었다. M자 패턴 16개 중 12개가 상승 확률이 50% 이상이었고 W자 패턴도 16개 중 13개 패턴의 상승 확률이 50%를 넘었다.

2.3 유전자 알고리즘

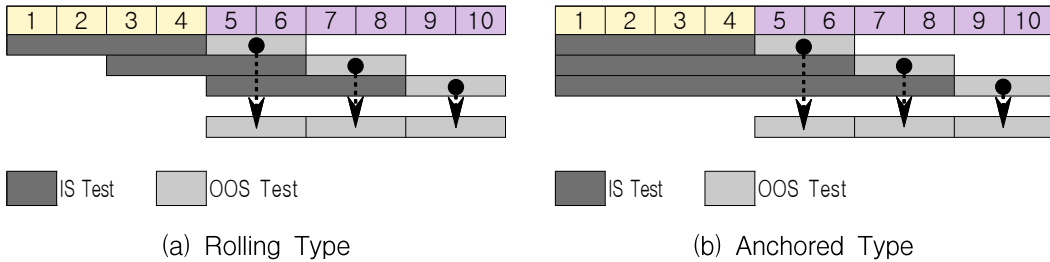
GA는 자연계의 진화과정을 모사한 확률기반 계산 알고리즘으로서 최적화 문제와 관련한 연구들에서 가장 많이 사용되고 있는 인공지능 알고리즘 중 하나다. GA는 John Holland에 의해 창안되었으며, 교차(crossover), 돌연변이(mutation), 그리고 역치(inversion)와 같이 유전학에 따라 고

안된 연산자들과 함께 일종의 “자연의 선택”을 사용하여 “염색체”(예를 들어 비트(bit), 즉 1과 0의 문자열)의 한 개체집단에서 새로운 집단으로 이동시키는 방법이다(Mitchell, 1996).

GA는 최적화, 자동 프로그래밍, 기계학습, 경제학 등 다양한 분야에서 응용되고 있으며 매개변수를 많이 사용하는 시스템 매매에서도 전수 테스트를 못 하고 근사치로 최적화할 때 사용되는 기법이다. Kim(2009)은 Support Vector Machines(SVM) 앙상블 학습의 최적화 문제를 해결하기 위해 GA를 사용했으며, Kim and Ahn(2010)은 주가지수 등락의 예측 모형으로 SVM을 사용하는 지능형 시스템 연구에서 이중 임계치(two-threshold)를 최적화하기 위해 GA를 사용하였다. Lee and Ahn(2017)은 주가지수 추세를 상승추세, 박스권, 하락추세의 다분류(multiple classification) 체계로 확장하여 주가지수를 예측하고자 다분류 Support Vector Machines(multiclass SVM, MSVM)을 사용하면서 성능 향상을 위한 래퍼(wrapper)로서 GA를 이용하였다.

2.4 전진 분석

다수의 시스템 매매를 하는 사람들은 시스템의 수익성을 검증하기 위해 과거 데이터로 최적화하는 백테스팅(back testing)의 결과에 의존하는 경향이 있다. 하지만 미래의 주가가 과거와 같게 움직인다는 보장이 없으므로 결국은 과최적화로 귀결되는 경우가 많다. WFA는 Pardo(1992)가 창안했으며, 백테스트만으로 의사결정할 때 저지르게 되는 과최적화의 실수를 줄여주는 강력한 방법이다. 방법은 매매 전략을 표본 내 데이터(in-sample data, IS)로 최적화한 다음 그 매개변수를 그대로 표본 외 데이터(out-of-sample



〈Figure 3〉 Walk-Forward Analysis

data, OOS)에 적용해 봄으로써 미래에도 여전히 신뢰할 만한 성과를 낼 수 있는지 검증한다. WFA는 한 구간의 테스트가 끝나면 바로 다음 구간을 테스트하는 회전방식(rolling type)과 테스트의 시작을 고정해 놓은 채 전체 구간을 늘려가면서 반복하는 고정방식(anchored type) 등이 있다<Figure 3>.

WFA는 매매 전략의 최적화뿐만 아니라 AI 기법에서도 최적화의 한 방법으로 사용하고 있다. Cao and Tay(2003)는 적응형 매개변수가 있는 SVM과 표준 SVM 비교 실험에서 WFA 루틴(routine)을 이용하여 전체 데이터 세트를 5개의 학습(training)-확인(validation)-테스팅(testing)의 세트로 나누어 실험하였다. Zbikowski(2015)도 SVM 분류기로 단기 추세를 예측하는 검증 실험에서 WFA를 사용하였다.

3. 시스템 개발

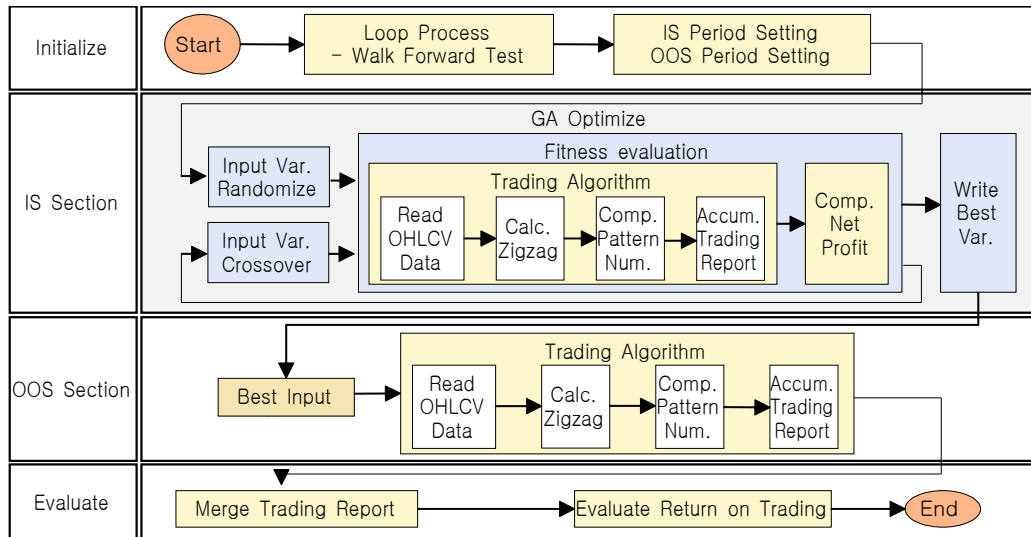
본 연구에서는 종목별로 시가, 고가, 저가, 종가 가격 데이터를 날짜순으로 읽어 가면서 M자 패턴이 나오면 사고, W자 패턴이 나오면 파는 것을 기본 전략으로 한다. 적용할 패턴과 버릴 패턴의 조합을 GA 최적화로 찾았으며 WFA를

통해 시장이 변해도 최적화를 통해 지속해서 수익을 내는지 점검하였다. 파이썬(Python)으로 개발하였으며, 시뮬레이터의 처리순서는 WFA 모듈(module)에서 GA 모듈을 실행시키고 GA 모듈 중 적응도 평가 단계에서 매매전략에 해당하는 모듈을 실행시키게 되어 있다<Figure 4>.

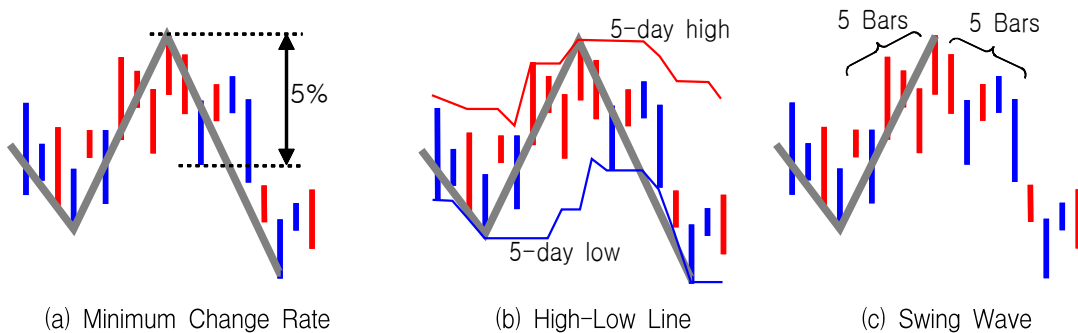
3.1 매매전략 수립

2장 이론적 배경에서 나왔던 패턴 연구 중 대부분은 정교한 패턴 인식에 할애하고 있다. 예를 들어 Triangle Pattern을 찾았다 하더라도 예측한 방향으로 움직일 거란 보장이 없으므로 찾은 패턴이 매매에 적합한지 아닌지 확인하는 작업이 추가되어야 한다. 과거 패턴이 미래에도 같게 움직이지 않는다고 하지만 시장의 추세는 순간적으로 바뀌지 않고 얼마간 유지되는 것을 경험상 느끼고 있다. 측정할 수 없지만 Kim(2016)의 다수의 주식 투자자들이 주가에도 관성의 법칙이 적용된다고 말한다. 그래서 기술적 분석을 통한 매매가 가능하고 또한 패턴을 이용한 매매도 가능하다.

주가 데이터를 가지고 M&W 파동 패턴을 인식하려면 먼저 전환점의 가격과 위치를 계산한다. 다음 전환점들의 높낮이와 순서를 비교해서 해



〈Figure 4〉 Simulator Configuration Diagram

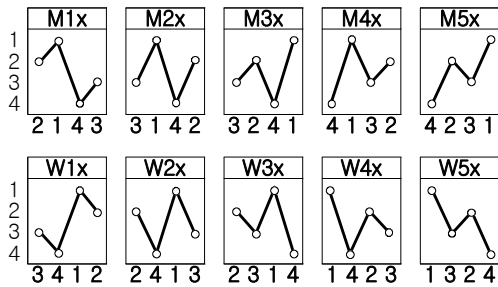


〈Figure 5〉 Zig-Zag Calculation

당 패턴을 찾는다. Merrill은 1980년 자료에서 5% 변동률 필터를 사용하였고 1984년 자료에서 10% 필터를 사용하였다. <Figure 5>에서 (a) 최소변동률 지그재그(minimum change rate zig-zag) 파동이 이 방법이며 엘리엇 파동 이론(Elliott Wave Principle)에서 파동을 셀 때도 이 방법이 사용되었다(Hill, 2010). 전환점을 판별하는 방법

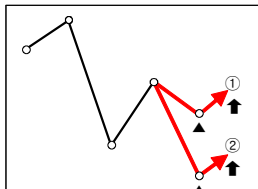
은 이외에도 몇 가지 더 있는데 계산방식에 따라 서로 매매 결과가 많이 달라진다. 본 연구에서는 n일 고점과 n일 저점을 지그재그로 잇는 (b) 고저라인 지그재그(high-low line zig-zag) 방식과 좌우 n개의 봉보다 가운데 봉의 가격이 가장 높거나 낮을 때를 고점과 저점으로 인식하는 (c) 스윙 파동(swing wave) 방식을 추가로 테스트하였

다. 최소변동률 지그재그는 가격으로 측정하기 때문에 가격 움직임이 적은 횡보장에서 휩소(whipsaw, 거짓 속임수 신호)를 걸러주지만, 시장 불안으로 단기간에 가격이 널뛰기할 때 휩소를 고스란히 보여준다. 고저라인 지그재그는 기간으로 측정되기 때문에 가격 변동이 적은 구간에서도 일정하게 전환점을 찾아주는 편이다. 스윙 파동은 우측의 봉 개수가 조건을 만족해야 전환점으로 인식하기 때문에 늦게 반응하게 된다.

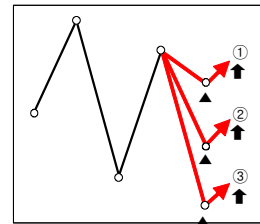


〈Figure 6〉 4-point patterns

32개 패턴이 모두 유효한 것이 아니므로 매매에 이용하려면 수익이 나는 패턴을 선별해야 한다. 본 연구에서는 Merrill의 패턴 분류를 재해석하여 비슷한 패턴끼리 묶은 후 매매 알고리즘을 설계하였다. 먼저, 4개의 전환점으로 표현할 수 있는 패턴을 찾아보면 총 10개이다<Figure 6>. 편의상 첫 번째 패턴을 M1x라고 명명하였으며 Merrill의 분류 번호와 무관하다.



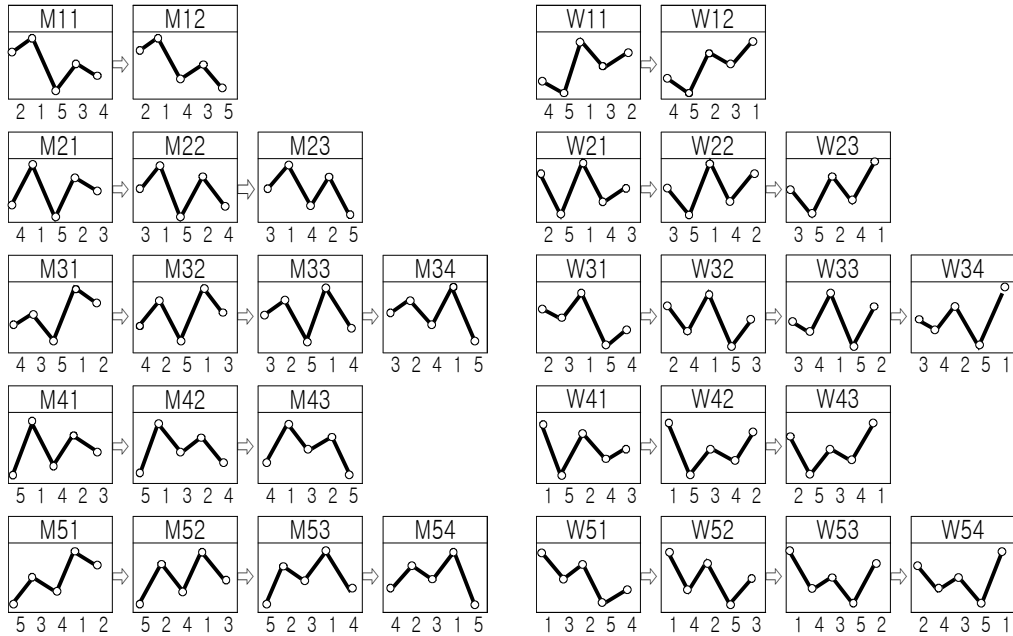
M1x 이후 전개 상황은 위와 같이 ①에서 반등할 수도 있고 ②에서 반등할 수도 있다. 어느 시점에 진입하는 것이 더 유리한지 알 수 없으므로 과거 데이터를 통해 성공 확률이 높은 시점을 찾는 것이 핵심이다. 진입 시점의 구분을 위해 ①의 상태를 M11로 정의하였고, ②의 상태를 M12로 정의하였다.



다른 예로 현재 가격 차트의 상태가 <Figure 6>의 M2x이고 가격이 하락 중이라면 예상되는 시나리오는 3가지가 있다. 어느 시점에 진입할지는 직전 기간의 시뮬레이션 결과에 따라 정해진다.

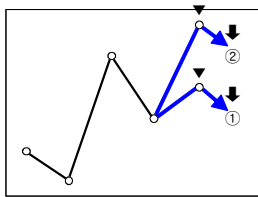
위 그림에서 ①의 상태를 M21, ②의 상태를 M22, ③의 상태를 M23으로 정의하였으며, <Figure 6>의 10가지 경우에 대해 같은 방식으로 번호를 부여한 것이 <Figure 7>이다.

패턴 정의가 완료되면 패턴이 진행 중인 상태에서 진입하는 것이 유리한지 패턴이 완성된 다음 진입하는 것이 더 나은지 검토가 필요하다. 패턴이 완성되기 전에 매수 진입하면 저점에서 매수하기 때문에 수익 면에서 유리할 수 있지만, 추가 하락의 위험이 크다. 반대로 패턴의 완성을 확인하고 진입하면 승률이 높은 대신 수익이 줄어든다. 위 그림에서 ‘▲’ 표시는 패턴이 진행 중인 상태에서 진입하는 것이고 ‘↑’ 표시는 패턴이 완성된 다음 진입하는 경우이다. 최소변동률



〈Figure 7〉 New Numbered M&W Patterns

지그재그 방식 또는 고저라인 지그재그 방식을 적용하면 ‘▲’ 지점에서 패턴을 인지하고 진입할 수 있다. 스윙 파동 방식을 사용하면 ‘▲’ 지점 이후에 패턴을 판별할 수 있다.



청산 시점을 찾는 방법도 진입 시점을 찾는 방법과 동일하다. 위 그림은 W1x 상황에서 가격 상승을 보여주고 있다. ①은 전고점을 못 뚫고

반락하는 경우이고 ②는 전고점을 뚫은 다음 반락하는 경우이다. M자 패턴과 마찬가지로 ①의 상태를 W11로 정의하였고 ②의 상태를 W12로 정의하였다. W1x 패턴이 과거 기록에서 전고점을 뚫고 올라가는 경우가 많았다면 시스템은 W11에서 청산하지 않고 기다렸다가 W12가 되면 청산할 것이다. 만일, W12가 되기 전에 가격이 하락한다면 청산 기회를 놓친 셈이고 다음번 W자 패턴이 나올 때까지 포지션(position)은 계속 유지된다.

〈Figure 8〉은 매매 알고리즘의 검증을 위해 상용 도구인 예스트레이더(YesTrader)에 적용해 본 결과이다.



〈Figure 8〉 Trading using M&W wave patterns

3.2 유전자 알고리즘 최적화

1단계. 초기집단

본 연구에서 유전자 개체는 8개로 하였으며 M&W 파동 패턴 전략에 사용되는 변수와 강제 청산 전략에 사용되는 변수까지 최적화 대상으로 하였다. 변수마다 값의 범위가 넓지 않기 때문에 8바이트(byte)의 2진수로 변환하여 사용하였다.

2단계. 적응도 평가

8개의 유전자 개체를 순서대로 10진수로 환원하여 입력변수 목록을 만든 다음 앞서 설명한 매매전략으로 시뮬레이션을 수행한다. 20종목의 시뮬레이션이 완료되면 총손익을 합산하여 번호대로 저장하고 순위를 매긴다.

총손익만으로 순위를 판단하는 경우 1~2종목의 수익률이 매우 높고 나머지 종목이 모두 손실이 나더라도 1순위가 될 수 있다. 이러한 경우가 과최적화이며 다음 OOS 구간에 거래가 발생하지 않을 수 있다. 그러므로 일부 종목의 매매 결과에 편중되지 않도록 포트폴리오 구성 종목 수의 2/3에서 매매가 발생하는지 확인하는 로직을 반영하였다.

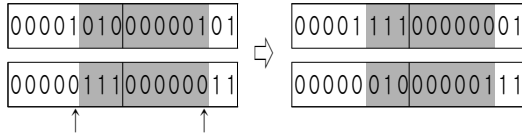
3단계. 선택

세대교체에서 유전자 선택법은 엘리트(elite) 보존 방식을 적용하였다. 1순위 유전자의 형질이 더 많이 살아남도록 1순위 유전자를 꼴찌 유전자에 복제하여 1순위 유전자 개체를 두 개로 만든다. 높은 순위 유전자와 낮은 순위 유전자 2개씩 조합하여 부모 쌍을 4개 만들고, 부모 쌍으로 유전자 교환을 수행한다.

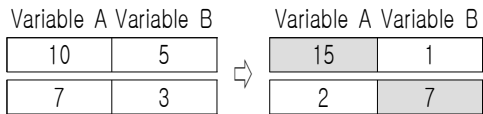
4단계. 교차

유전자 교차 방식은 여러 방식이 있는데 본 연구에서는 여러 개의 유전자를 일제히 교환하는 다점 교차 방식을 사용하였으며 교차점은 3개로 하였다. 교차 후 각 변수는 새로운 값을 가지는데 2진수로 구성되어 있으므로 일부는 변수의 범위를 벗어나는 경우가 있다. 이때 해당 구간만 난수를 발생시켜 범위 안으로 들어오도록 조정한다. <Figure 9>의 2진수 값을 10진수로 변환하면 <Figure 10>과 같다.

변수 A의 범위를 0~10으로, 변수 B의 범위를 1~5로 지정했다면 교차 후에 1번의 변수 A는 15, 2번의 변수 B는 7로서 지정 범위를 벗어나므로 한 번 더 난수 처리한다.



〈Figure 9〉 Multi Point Crossover



〈Figure 10〉 decimal calculation example

5단계. 돌연변이

적응도 평가, 선택, 교차를 반복 수행하다 보면 어느 순간 8개 개체 모두 유전자의 값이 같아지는 경향이 있는데 국소해로 빠질 우려가 있으므로 될 수 있으면 돌연변이를 많이 수행하였다. 여섯 번에 한 번꼴로 돌연변이를 생성했는데 뒤로 갈수록 돌연변이의 개수를 많이 넣었다.

3.3 전진 분석 적용

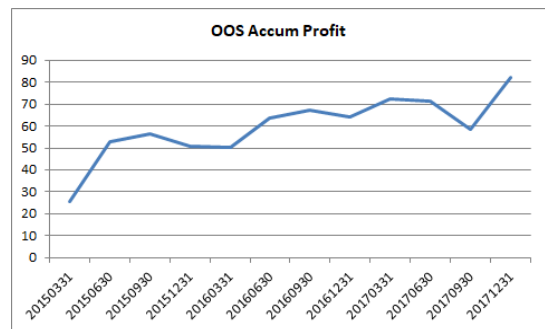
WFA에서 IS와 OOS의 기간을 어떻게 설정하느냐에 따라 전체 수익의 결과도 많은 차이를 보인다. 현실적으로 테스트를 무한정 할 수 없으므로 전체 수행 시간을 고려하여 <Table 1>처럼 12가지로 테스트해 보았다.

IS 구간에 GA로 찾은 최적 변수를 OOS 구간에 적용하여 나온 매매 결과들을 연결하여 최종 수익률과 최대손실률 등을 계산하였다. OOS 구간의 예상 수익을 정확히 계산하기 위해 매 OOS 구간 종료일 다음 날의 시가에 청산하도록 처리하였다.

〈Table 1〉 Walk Forward Analysis Test Case

No.	Type	IS Period	OOS Period
1	Rolling	2 years	3 months
2	Rolling	2 years	6 months
3	Rolling	3 years	3 months
4	Rolling	3 years	6 months
5	Rolling	1 year	3 months
6	Rolling	1 year	6 months
7	Anchored	3 years	3 months
8	Anchored	3 years	6 months
9	Rolling	2 years	1 month
10	Rolling	2 years	1 year
11	Anchored	3 years	1 month
12	Anchored	3 years	1 year

M&W 패턴에 의해서만 진입, 청산하도록 시뮬레이터를 만들면 OOS 구간에서 매매가 발생하지 않는 경우도 발생한다. IS 구간에서 매수 신호가 발생해서 그대로 매수 포지션을 유지했으면 수익이 발생했을 상황인데 구간을 잘라서 테스트하는 바람에 기회를 놓치고 있다. 그래서 IS 구간 종료일까지 매수 포지션을 유지하고 있으면 그다음 이어지는 OOS 구간 시작일의 시가에 재진입하도록 처리하였다.



〈Figure 11〉 OOS Accumulated Profits

3.4 테스트 대상 종목군 선정

본 연구는 주식 포트폴리오 시스템에 적용하고자 최소 20종목에 대해 최적화를 실시하였다. 개별 종목마다 따로 변수 최적화를 하면 과최적화의 우려가 크므로 과최적화를 피하면서 분산투자의 효과를 높이기 위해 구성 종목 수를 20으로 선정하였다. 종목 수를 늘리면 GA와 WFA 테스트에 걸리는 시간도 따라서 증가하기 때문에 성능적인 측면도 고려하였다.

종목 선정 기준은 시가총액, 일간 변동성, KOSPI200 지수와의 베타(Beta) 3가지로 하였다. 각 기준에 따라 상위 20종목, 하위 20종목을 추출하여 총 6개 포트폴리오로 나누어 테스트하였으며 포트폴리오 간에 종목이 겹치는 것은 인정하였다. 우선주는 제외하고 보통주만을 대상으로 순위를 매겼으며 시가총액은 한국거래소 홈페이지의 2014년 12월 29일 자 자료를 참조하였다.

현시점을 기준으로 시가총액 상위 종목을 선택하면 실험을 하기도 전에 오류에 빠진다. 이미 성과가 좋은 종목들이기 때문에 웬만한 전략으로 백테스팅을 하더라도 어느 정도 수익이 발생하게 되어 있다. 그래서 매매 시작을 2015년 1월 2일부터로 정하고 그 전날 기준으로 종목들을 선택하였다. 변동성과 베타 역시 2012년부터 2014년까지 3년 동안의 값을 기준으로 삼았다.

3.5 시뮬레이션 환경 설정

매매 수수료율은 0.2%로 하였고 청산 시 세금은 0.3%로 계산하였다. 슬리피지(Slippage)²⁾는

진입과 청산 각각에 대해 1 호가로 하였다. 초기 투입자금은 2억 원으로 설정하였으며 1종목당 진입금액은 1천만 원으로 고정하였다. 장부상의 매매가 아닌 실제 매매라면 늘어난 수익을 재투자할 것이다. 전체적으로 10% 수익이 발생했으면 다음 회차에서는 1천1백만 원어치를 매수하는 것이 일반적이다. 시뮬레이터를 누적금액 방식으로 개발하려면 20종목을 병렬로 처리해야 가능하다. 그러나 연산이 복잡해져 처리시간이 길어지는 단점이 있다. 비용 대비 효과를 고려하여 1종목씩 고정금액의 수익을 계산한 다음 마지막에 전체 수익으로 비교하는 방법을 택하였다. 고정금액 방식으로 계산된 매매 결과는 시뮬레이션이 끝나면 별도의 모듈을 통해 누적금액 방식으로 재계산하였다. 이렇게 누적금액 방식으로 평가하여야 선택의 오류를 줄일 수 있다.

4. 실험 결과

본 논문에서는 패턴을 이용한 전략의 유용성을 검증하기 위해 M&W 파동 패턴을 근간으로 20종목으로 구성된 포트폴리오를 운용했을 때의 성과 분석을 제시하였다. 전환점의 배열을 인지하기 위해 3가지 지그재그 방식으로 테스트했으며 매개 변수 최적화는 GA를 이용하였고 매매전략의 견고함을 측정하기 위해 WFA를 사용하였다.

WFA가 반영된 결과를 측정하기 전에 2015년부터 2017년까지 GA에 의한 백테스트 결과와 보유 수익률을 먼저 비교해 보았다. 논리적으로

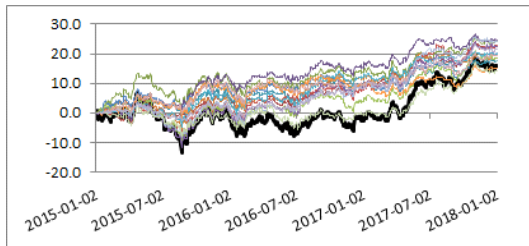
2) 매매주문 시 발생하는 체결 오차 현상으로 원하는 가격에 매매할 수 없을 때 발생하는 비용, 현재가가 10,000원 일 때 즉시 체결을 원하면 1 호가를 더 올려서 10,050원에 매수주문을 내야 체결 가능성이 커진다.

WFA의 수익률은 백테스트의 수익률보다 높게 나올 수 없다. 과최적화를 아무리 피하려 해도 백테스트에서 과최적화 요인을 완전히 제거할 수 없다. 그러므로 과최적화된 결과조차 보유 수익률을 웃돌지 않는다면 WFA를 진행할 필요가 없는 셈이다.

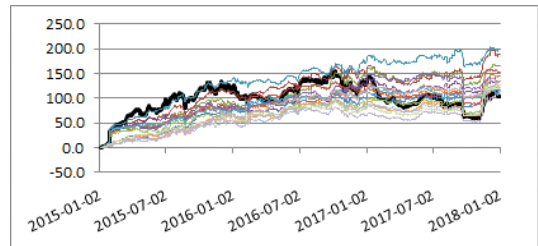
<Figure 12>는 6개 포트폴리오의 백테스트 결과이다. 그림에서 굵고 검은 실선은 단순 보유할 때 수익률이다. GA를 사용하여 최적화할 경우

난수를 이용하기 때문에 실행할 때마다 결과값이 달라진다는 단점이 있다. 그래서 포트폴리오 별로 지그재그 방식 3개에 대해 5회씩 반복해서 실험해 보았다. 최적 매개변수의 값이 다르게 나오더라도 전반적으로 최종 수익이 단순 보유 전략의 수익보다 높게 나오고 있어 GA를 이용한 최적화 과정이 유효했다고 볼 수 있다.

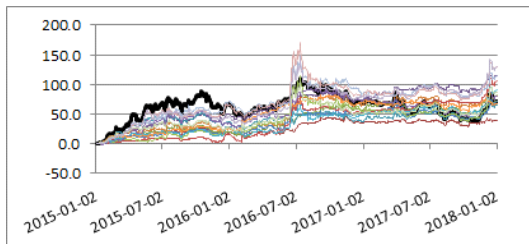
<Table 2>는 WFA까지 마친 전체 그룹의 시물레이션 결과를 수익률 기준으로 소팅(sorting)한



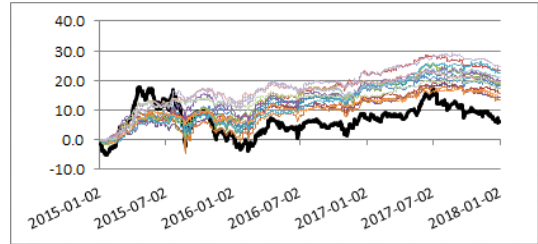
(a) Top Market Cap Portfolio



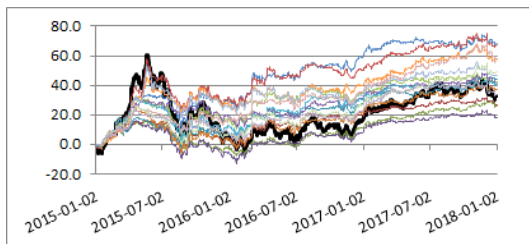
(b) Lower Market Cap Portfolio



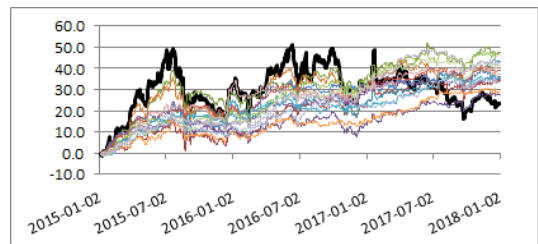
(c) High Volatility Portfolio



(d) Low Volatility Portfolio



(e) High Beta Portfolio



(f) Low Beta Portfolio

<Figure 12> Back-test using genetic algorithm

〈Table 2〉 Simulation Report

	Net Profit	Return On Account	Total Trades	Percent Profit	Max Draw Down Percent	Profit Factor	Return On MDD	Ratio Avg Win Loss	Avg Ratio Return
p2w4z1	301,974,642	151.0	335	53.7	-13.5	1.7	4.6	1.5	6.1
p2w12z1	219,436,346	109.7	249	52.6	-10.8	1.6	4.7	1.4	6.8
p3w3z3	217,614,915	108.8	249	45.4	-18.1	1.7	3.0	2.0	6.6
p2w8z3	213,203,998	106.6	235	57.9	-14.3	1.7	3.4	1.2	6.7
p2w3z1	192,237,903	96.1	440	50.2	-19.5	1.4	2.6	1.4	3.4
p3w12z3	190,987,505	95.5	144	47.9	-22.4	1.8	2.3	1.9	11.6
p2w9z1	183,494,671	91.7	647	43.3	-23.8	1.3	1.8	1.7	2.3
p2w4z3	175,929,289	88.0	236	53.8	-12.6	1.8	4.3	1.5	5.9
p2w10z2	168,483,503	84.2	155	57.4	-17.6	1.8	2.2	1.3	8.8
....
p4w11z1	-54,311,761	-27.2	634	36.4	-34.3	0.6	-0.7	1.1	-1.0

것이다. 음영 셀(cell)은 해당 항목에서 최적의 값을 표시한 것이다. 시가총액 하위 종목으로 구성된 2번 포트폴리오의 단순 보유 시 수익률이 다른 포트폴리오보다 높아 2번 포트폴리오의 결과들이 상위에 올라와 있다.

전략의 우수성보다 종목 선정의 운이 좋았던 것으로 해석될 수 있으므로 결과에 대해 정보비율(information ratio, IR)³⁾을 비교해 보았다. 정보비율은 주로 펀드 평가에서 사용되며 초과 수익률은 펀드 수익률에서 벤치마크 수익률(benchmark rate)을 뺀 값이다. 본 실험 분석에서 벤치마크 수익률을 단순 보유 전략의 수익률로 보았다.

$$IR_P^M = \frac{\overline{R_P} - \overline{R_M}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n [(R_P^j - R_M^j) - (\overline{R_P} - \overline{R_M})]^2}}$$

Where n := 데이터(주간로그수익률)의 개수

R_P^j := 포트폴리오의 j 기의 주간로그수익률

R_M^j := 단순보유 전략의 j 기의 주간로그수익률

$\overline{R_P}$:= 포트폴리오의 주간로그수익률의 평균

$\overline{R_M}$:= 단순보유 전략의 주간로그수익률의 평균

수익률만 가지고 전략을 선택하면 실전 매매에서 재현되지 않아 낭패를 볼 수 있으므로 수익률을 제외한 다른 요소들로 평가하여야 한다.

Lee, et al.(2004)는 좋은 전략을 고르는 기준으로

3) 펀드매니저의 능력을 측정할 수 있는 지표로 적극적인 투자 활동의 결과로 나타나는 초과 수익률과 적극적인 활동에 따른 수익률의 표준편차의 비율을 말하는데, Reward-to-Variability Ratio(RVR)라고 부르기도 함. 이 비율이 높을수록 더 좋은 투자 활동으로 판단한다.(출처:펀드닥터)

승률 30% 이상, 손익비, 평균 손익비, 보상비율이 1보다 커야 한다고 하였다. 또한, 최대손실의 크기를 확인해야 하는데 25% 손실이 발생하면 다음에는 33.33% 수익이 나와 원금을 회복할 수 있으므로 적어도 25% 이상 손실을 허용하면 안 된다고 하였다. 또한 Harris(2011)는 승률과 손익비, 평균 손익비 3개의 값을 곱한 값이 1.2보다 크면 좋다고 하였다.⁴⁾

$$CPC = \text{손익비} \times \text{승률} \times \text{평균손익비}$$

$$\text{손익비} = \frac{\text{총이익}}{\text{총손실}}$$

$$\text{평균손익비} = \frac{\frac{\text{총이익}}{\text{이익거래횟수}}}{\frac{\text{총손실}}{\text{손실거래횟수}}}$$

- 최대손실률의 절댓값 : < 25%
- 승률 : > 30%
- 손익비 : > 1
- 평균손익비 : > 1
- 보상비율 : > 1
- CPC Index : > 1.2
- 누적수익률 : > 동기간 KOSPI 수익률
- 정보비율 : > 0

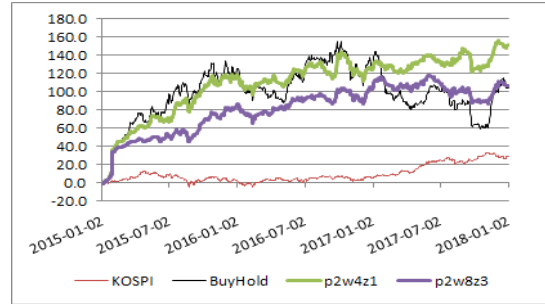
<Figure 13>은 4개 테스트 결과의 누적 수익 곡선을 나타낸 것인데, <Table 3>에서 3번 포트폴리오(변동성 상위 종목)의 CPC Index 값이 2번 포트폴리오(시가총액 하위 종목)보다 더 높았으나 수익 곡선은 2번 포트폴리오가 꾸준히 상승하고 있어 후자가 더 좋게 나왔다.

$$S_P = \frac{\overline{R_P}}{\sigma_P}$$

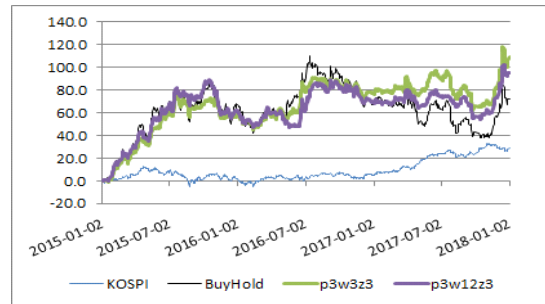
Where $\overline{R_P}$:= 포트폴리오 주간로그수익률의 평균

σ_P := 포트폴리오 주간로그수익률의 표준편차

4) CPC(Cardinal Profitability Constructs) Index



(a) Lower Market Cap Portfolio



(b) High Volatility Portfolio

<Figure 13> Compare Return Curves

샤프 비율(Sharp ratio)은 수익 곡선의 진행 과정을 분석하는 지표이다. 수익 곡선이 선형적으로 상승하였다면 이 수치가 높고 수익 곡선이 등락을 반복하면 표준편차가 커져, 이 수치가 낮다(Lee, et al., 2004). 샤프 비율은 펀드 평가에서도 사용되는데 포트폴리오의 평균 수익률에서 무위험 자산의 평균 수익률을 뺀 초과 수익률을 포트폴리오의 표준편차로 나눠서 구한다. 여기서는 수익 곡선의 선형성을 비교하기 위함 이므로 무위험 자산의 평균 수익률은 고려치 않고 계산했으며 샤프 비율로 비교하면 시가총액 하위 종목 포트폴리오의 수익이 더 안정적이었다<Table 3>.

〈Table 3〉 Final Result

	Return On Account	Percent Profit	Max Draw Down Percent	Return On MDD	Profit Factor	Ratio Avg Win Loss	CPC Index	Information Ratio	Sharpe Ratio
KOSPI	28.7	-	-15.8	1.6	-	-	-	-	0.7
p3w12z3	95.5	47.9	-22.4	2.3	1.8	1.9	1.7	0.3	1.1
p3w3z3	108.8	45.4	-18.1	3.0	1.7	2.0	1.5	0.4	1.2
p2w4z1	151.0	53.7	-13.5	4.6	1.7	1.5	1.3	0.4	1.5
p2w8z3	106.6	57.9	-14.3	3.4	1.7	1.2	1.2	0.0	1.3

5. 결론

주가 패턴에 관한 다수의 기존 연구들은 주가 예측력이 높은 패턴을 찾아내는 데 목적을 두고 있다. 이렇게 의미 있는 패턴이 찾아지면 해당 패턴과 일치하는 시점을 또 찾는다. 그리고 해당 시점에 진입했다고 가정하고 n 일이 지났을 때의 성과를 측정한다. 이러한 접근법은 가상의 수익을 계산하는 것이기 때문에 현실과 많은 괴리가 발생할 수 있다.

본 연구에서는 상승전환과 하락전환으로 정의된 32개 패턴을 10개 그룹으로 나누고 확률기반으로 선택하여 매매하는 방법을 실험하였다. 과거 성공률이 높았던 패턴이 미래에도 성공 확률이 높을 것이라 보고 해당 패턴이 발생했을 때 진입과 청산이 이루어지도록 한 것이다. 진입과 청산을 모두 반영해서 측정했기 때문에 실제 상황에 가깝다. Merrill의 M&W 파동 패턴 분류 방법을 사용한 이유는 5개의 전환점으로 거의 모든 패턴을 설명할 수 있는 단순함 때문이며 결과적으로 패턴을 정교하게 찾지 않아도 됨을 확인

하였다. 성공률이 높은 패턴을 찾기 위해 현실적으로 전수 테스트가 불가능했으나 GA는 가장 적합한 해결 방법이었다. 또한, 테스트 구간과 적용 구간을 달리하는 WFA 기법을 적용하였기 때문에 시장 변화에 적절히 대응할 수 있었다.

전환점 계산 방법은 최소변동률 지그재그, 고저라인 지그재그, 스윙 파동의 3가지 방법을 실험했으며 스윙 파동 방식의 성과가 다른 방식에 비해 더 좋게 나왔다. 이는 패턴이 진행 중일 때 진입, 청산하는 것보다 패턴 완성을 확인하고 진입, 청산하는 것이 효과적이라 보인다. 6개의 종목군으로 나눠서 실험한 결과에서 시가총액 하위 종목의 포트폴리오가 가장 성과가 좋았으며 변동성 상위 종목의 포트폴리오가 두 번째로 좋았다. 이는 차트상 패턴이 만들어지려면 어느 정도의 가격 움직임이 있어야 하지만 변동성이 클수록 더 좋은 것은 아니라는 것을 보여준다. 어느 수준의 변동성에서 가장 성과가 좋은지는 추가 연구가 필요해 보인다.

패턴 이론의 하나인 하모닉 패턴(harmonic pattern)⁵⁾도 M&W 파동 패턴과 마찬가지로 5개

5) Gartley(1935)가 그의 저서 ‘주식시장의 이익’에서 처음 소개하였으며 이후 Carney를 비롯한 추종자들이 가트리 패턴 외에 박쥐 패턴, 상어 패턴, 나비 패턴 등을 추가하면서 ‘하모닉 패턴’으로 발전하였다. 특징은 반등 또는 반락의 기준을 피보나치 비율로 설명하고 있다.

전환점으로 구성되어 있지만, 전환점과 전환점 사이의 반등, 반락 비율을 핵심 요소로 본다. 유의미한 패턴들이 이미 보고되어 있으나 수치 데이터가 사용되고 있어 M&W 파동 패턴보다 복잡하며 해석이 다양해서 프로그램 구현도 제각각이다. 본 연구에서 제시했던 방법들을 좀 더 발전시키면 하모닉 패턴 연구에 활용할 만하다.

참고문헌(References)

- Baek, J. W. and S. Z. Cho, "“Left Shoulder” Detection in Korea Composite Stock Price Index Using an Auto - Associative Neural Network and Sign Variables,” *Proc. of the KISS conference*, Vol.27, No.2II(2000), 320~322.
- Bao, D. and Z. Yang, "Intelligent Stock Trading System by Turning Point Confirming and Probabilistic Reasoning,” *Expert Systems with Applications*, Vol.34, No.1(2008), 620~627.
- Bulkowski, T. N., *Getting Started in Chart Patterns*, Wiley, New Jersey, 2006.
- Cao, L. J. and F. E. H. Tay, "Support Vector Machine with Adaptive Parameters in Financial Time Series Forecasting,” *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol.14, No.6(2003), 1506~1518.
- Fama, E. F., "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work,” *Journal of Finance*, Vol.25, No.2(1970), 383~417.
- Han, H., *Let's find out by pattern and trading with indices*, Saenghwaljihyesa, 2000.
- Harris, S. J., *TradeStation made easy! : using EasyLanguage to build profits with the world's most popular trading software*, Wiley, New Jersey, 2011.
- Hill, A., *Using the ZigZag Feature for Elliott Wave Counts*, StockCharts, 2010. Available at <http://stockcharts.com/articles/mailbag/2010/11/using-the-zigzag-feature-for-elliott-wave-counts.html> (accessed 20 May, 2018).
- Kamijo, K. and T. Tanigawa, "Stock Price Pattern Recognition-a Recurrent Neural Network Approach-,” *International Joint Conference on Neural Networks*, (1990), 215~221.
- Kim, J. H., *Description of the chart*, Iremedia, 2013.
- Kim, M. J., "Optimization of Ensemble of SVMs Using Genetic Algorithms,” *Proc. of the KASBA conference*, (2009), 1~14.
- Kim, S. W. and H. Ahn, "Development of an Intelligent Trading System Using Support Vector Machines and Genetic Algorithms,” *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.16, No.1(2010), 71~92.
- Kim, W. J., *Real Stock Chart Analysis*, Joheunttang, 2016.
- Lee, J. and C. G. Han, "Forecasting System of KOSPI 200 using Patterns,” *Proc. of the KISS conference*, Vol.30, No.2I(2003), 508~510.
- Lee, J. S. and H. Ahn, "A Study on the Prediction Model of Stock Price Index Trend based on GA-MSVM that Simultaneously Optimizes Feature and Instance Selection,” *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.23, No.4(2017), 147~168.
- Lee, J. W., "A Stock Trading System based on Moving Average Patterns and Turning Point Matrix,” *Journal of KIISE : Computing Practices and Letters*, Vol.18, No.7(2012), 528~532.

- Lee, J. W., “A Stock Trading System based on Supervised Learning of Highly Volatile Stock Price Patterns,” *Journal of KIISE : Computing Practices and Letters*, Vol.19, No.1(2013), 23~29.
- Lee, J. W. and J. O, “Integrated Multiple Simulation for Optimizing Performance of Stock Trading Systems based on Neural Networks,” *Journal B of KIPS*, Vol.14, No.2 (2007), 127~134.
- Lee, S. Y., et al., *7th Sense, System Trading with CybosTrader*, Daishin Economic Research Institute, 2004.
- Leigh, W., N. Modani, R. Purvis and T. Roberts, “Stock Market Trading Rule Discovery Using Technical Charting Heuristics,” *Expert Systems with Applications*, Vol.23, No.2(2002), 155~159.
- Levy, R. A., “The Predictive Significance of Five-Point Chart Patterns,” *Journal of Business*, Vol.44, No.3(1971), 316~323.
- Liu, J. N. K. and R. W. M. Kwong, “Automatic Extraction and Identification of Chart Patterns towards Financial Forecast,” *Applied Soft Computing Journal*, Vol.7, No.4(2007), 1197~1208.
- Merrill, A. A., “M&W WAVE PATTERNS,” *Market Technicians Association (MTA) Journal*, (1980), 43~54.
- Merrill, A. A., “M and W WAVES - MORE DATA,” *Market Technicians Association (MTA) Journal*, (1984), 23~29.
- Mitchell, M., *An Introduction to Genetic Algorithms*, The MIT Press, Massachusetts, 1996.
- Pardo, R., *The Design, Testing, and Optimization of Trading Systems*, Wiley, New Jersey, 1992.
- Pardo, R., *The Evaluation and Optimization of Trading Strategies*, Wiley, New Jersey, 2008.
- Ryu, J., H. J. Shin, M. H. Kim and J. Baek, “Pattern Analysis of Stock Prices Using Machine Learning and Data Visualization,” *Journal of Information Technology and Architecture*, Vol.14, No.2(2017), 189~197.
- Shiller, R. J., “The Use of Volatility Measures in Assessing Market Efficiency,” *The Journal Of Finance*, Vol.36, No.2(1981), 291~304.
- Yoon, J. S., *Follow chart analysis*, Gilbert, 2017.
- Zbikowski, K., “Using Volume Weighted Support Vector Machines with Walk Forward Testing and Feature Selection for the Purpose of Creating Stock Trading Strategy,” *Expert Systems with Applications*, Vol.42, No.4 (2015), 1797~1805.

Abstract

Development of a Stock Trading System Using M & W Wave Patterns and Genetic Algorithms

Hoonseok Yang* · Sunwoong Kim* · Heung Sik Choi**

Investors prefer to look for trading points based on the graph shown in the chart rather than complex analysis, such as corporate intrinsic value analysis and technical auxiliary index analysis. However, the pattern analysis technique is difficult and computerized less than the needs of users. In recent years, there have been many cases of studying stock price patterns using various machine learning techniques including neural networks in the field of artificial intelligence(AI). In particular, the development of IT technology has made it easier to analyze a huge number of chart data to find patterns that can predict stock prices. Although short-term forecasting power of prices has increased in terms of performance so far, long-term forecasting power is limited and is used in short-term trading rather than long-term investment. Other studies have focused on mechanically and accurately identifying patterns that were not recognized by past technology, but it can be vulnerable in practical areas because it is a separate matter whether the patterns found are suitable for trading. When they find a meaningful pattern, they find a point that matches the pattern. They then measure their performance after n days, assuming that they have bought at that point in time. Since this approach is to calculate virtual revenues, there can be many disparities with reality.

The existing research method tries to find a pattern with stock price prediction power, but this study proposes to define the patterns first and to trade when the pattern with high success probability appears. The M & W wave pattern published by Merrill(1980) is simple because we can distinguish it by five turning points. Despite the report that some patterns have price predictability, there were no performance reports used in the actual market. The simplicity of a pattern consisting of five turning points has the advantage of reducing the cost of increasing pattern recognition accuracy. In this study, 16 patterns of up conversion and 16 patterns of down conversion are reclassified into ten groups so that they can be easily implemented by the system. Only one pattern with high success rate per group is selected for trading.

* Graduate School of Business IT, Kookmin University

** Corresponding Author: Choi, Heung Sik

Graduate School of Business IT, Kookmin University

77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul 02707, Korea

Tel: +82-2-910-4567, Fax: +82-2-910-4017, E-mail: hschoi@kookmin.ac.kr

Patterns that had a high probability of success in the past are likely to succeed in the future. So we trade when such a pattern occurs. It is a real situation because it is measured assuming that both the buy and sell have been executed.

We tested three ways to calculate the turning point. The first method, the minimum change rate zig-zag method, removes price movements below a certain percentage and calculates the vertex. In the second method, high-low line zig-zag, the high price that meets the n-day high price line is calculated at the peak price, and the low price that meets the n-day low price line is calculated at the valley price. In the third method, the swing wave method, the high price in the center higher than n high prices on the left and right is calculated as the peak price. If the central low price is lower than the n low price on the left and right, it is calculated as valley price. The swing wave method was superior to the other methods in the test results. It is interpreted that the transaction after checking the completion of the pattern is more effective than the transaction in the unfinished state of the pattern.

Genetic algorithms(GA) were the most suitable solution, although it was virtually impossible to find patterns with high success rates because the number of cases was too large in this simulation. We also performed the simulation using the Walk-forward Analysis(WFA) method, which tests the test section and the application section separately. So we were able to respond appropriately to market changes. In this study, we optimize the stock portfolio because there is a risk of over-optimized if we implement the variable optimality for each individual stock. Therefore, we selected the number of constituent stocks as 20 to increase the effect of diversified investment while avoiding optimization. We tested the KOSPI market by dividing it into six categories. In the results, the portfolio of small cap stock was the most successful and the high vol stock portfolio was the second best. This shows that patterns need to have some price volatility in order for patterns to be shaped, but volatility is not the best.

Key Words : Stock Trading System, M&W Wave Patterns, Genetic Algorithm, Walk-Forward Analysis, Portfolio Optimization

Received : November 13, 2018 Revised : March 3, 2019 Accepted : March 7, 2019

Publication Type : Regular Paper Corresponding Author : Choi, Heung Sik

저 자 소 개



양 훈 석

현재 코스콤에 재직 중이다. 동국대학교 경영학과에서 학사학위를 취득하였고, 국민대학교 비즈니스IT전문대학원에서 트레이딩시스템 전공 석사학위를 취득하였으며 현재 동 대학원에서 박사과정에 재학 중이다. 관심분야는 파생상품 시스템트레이딩, 패턴분석 트레이딩, 로보어드바이저 등이다.



김 선 웅

현재 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. 서울대학교 경영학과에서 경영학사를 취득하고, KAIST 경영과학과에서 투자론을 전공하여 공학석사와 공학박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 트레이딩시스템, 투자공학, 헤지펀드와 자산운용이다.



최 흥 식

현재 국민대학교 경영대학 경영정보학부 및 동 대학 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. KAIST에서 경영과학 석사학위를 취득하였으며 미국 로체스터 대학에서 경영학 석사 및 박사학위를 취득하였다. 관심분야로는 파생상품 시스템트레이딩, 트레이딩계량 분석, 옵션 변동성매매 등이다.