

캔들스틱 차트 분석을 이용한 주식 매매 타이밍 예측을 위한 전문가 시스템

이강희*·양인실**·조근식***

Expert System for Predicting the Stock Market Timing Using Candlesticks Chart

Kang Hee Lee*·In Sil Yang**·Geun Sik Jo***

요 약

주식 시장을 예측하는 문제는 금융 분야에서 중요한 관심이 되어왔다. 주식 시세는 시장 환경의 변화에 따라 급격한 변화를 갖는다. 따라서 주식 투자로부터 이윤을 창출하기 위해서 주식을 사고 파는 시점을 결정하는 문제는 중요하다. 본 연구에서는 주식 매매 타이밍을 예측하기 위해서 캔들스틱 차트(Candlesticks chart) 분석을 이용한 전문가 시스템(Expert System)으로서 '차트 해석기(Chart Interpreter)'를 설계, 개발하였다. 주식 가격의 변동을 예고하는 패턴들을 정의하고 그 패턴들의 의미에 따라 매매 결정을 첨가한 규칙을 생성하였다. 정의된 패턴들은 의미에 따라 크게 하락형, 상승형, 중립형, 추세지속형, 추세 전환형으로 분류된다. 정의된 패턴과 지식베이스의 유용성을 검증하기 위해서 수행된 1992년부터 1997년에 걸친 과거 한국 주식 시장 실거래 투자 데이터에 대한 실험결과는 평균 투자 성공률이 약 72%로서 주식시장에서 투자자들의 투자를 돕는데 우수한 지표로서 사용될 수 있음을 보였다. 또한, 개발된 지식베이스는 특정 연도나 특정 분야에 따라 예측력이 크게 변하지 않는 시간 독립적이고 분야 독립적인 특성을 가짐으로 분야나 시간에 구애받지 않고 사용할 수 있다는 장점을 갖는다.

주제어: 전문가 시스템, 캔들스틱 차트, 주식 타이밍 예측

* 인하대학교 전자계산공학과

** 신영증권 투자 분석부

*** 인하대학교 전자계산공학과 부교수

1. 서론

한국의 주식시장은 1980년대 이후에 급격한 변화를 겪었다. 상장된 주식수의 급격한 증가, 주식시장의 외국자본에 대한 개방, 주식시장의 자체의 변화는 주식시장을 예측하기 더욱더 어렵게 만들었다. 한국 주식 시장이 점점 규모가 커지고 복잡해짐에 따라 주식 투자자들은 좀더 과학적이고, 체계적이고 빠른 의사결정을 할 수 있도록 도움을 줄 수 있는 전문가를 필요로 하게 되었다. 하지만 방대한 양의 데이터를 빠른 시간 안에 분석하여, 타당한 의사결정을 내려야 하는 주식 시장의 특성상 인간의 능력은 한계를 가지게 되고, 기대에 부응하지 못하게 되었다. 한편, 최근에 주식시장에서 인공지능 방법들을 이용한 시스템의 개발은 이러한 인간이 가지는 문제점을 극복할 수 있는 길을 제시하였다. 주식시장 예측을 위해 적용된 인공지능 방법들은 크게 신경망(neural network), 유전자 알고리즘(genetic algorithm), 퍼지 이론(fuzzy logic), 전문가 시스템(expert systems)으로 분류된다. 이러한 방법들은 종래의 통계적인 방법들에 비교하여 발전된 예측력을 보였다. 하지만, 주식 시장 예측 문제에 인공지능 기법들을 적용하는 것은 각각의 장단점을 갖는데, 문제의 적합성을 고려하여 하나의 기법 또는 두 개 이상의 기법의 혼합된 기술을 이용한다.

신경망 이론은 비선형성(nonlinearity), 견고성(robustness), 적응성(adaptivity)을 갖는다는 장점을 갖지만 설명능력의 부족, 모델을 설계하기가 어렵다는 단점을 갖는다(Kamijo *et al.*, 1990 ; Park *et al.*, 1995 ; Yoda, 1994). 유전자 알고리즘은 탐색, 최적화, 기계학습에 있어서 유리하다는 이점을 갖지만, 유연성(flexibility)이 결여된다

는 단점을 갖는다 (Mahfoud *et al.*, 1995 ; Goldberg, 1989). 퍼지 이론은 거래자들에 의해 제공된 거래 규칙들과 시스템에 제공된 거래 추천에 대한 설명 능력을 제공하기 때문에 양적인 데이터에 과도하게 의존하는 문제를 피할 수 있도록 해준다 (Benachenhou, 1994 ; Man *et al.*, 1995). 그러나 이 방법은 학습 능력이 없다는 단점을 갖는다. 전문가 시스템은 주식 시장의 상황을 설명하고 발생하는 패턴들을 해석할 수 있도록 해준다 (Beckman, 1991 ; Yamaguchi, 1987 ; Yamaguchi *et al.*, 1991 ; Yamaguchi *et al.*, 1993). 이런 지식베이스 시스템의 최대의 단점은 주식 전문가들과 관련 자료들로부터 지식습득(knowledge acquisition)하는 과정이 어렵다는 점이다. 하지만, 양질의 지식이 구성되고 생성된다면 다른 방법들에 비해 효과적으로 응용될 수 있다.

일반적으로, 주식 투자에서 필요한 중요한 결정사항은 종목 선정(stock selection)과 매매 타이밍(market timing) 결정이다. 종목 선정은 앞으로 좋은 수익을 가져다 줄 수 있는 종목을 선택하는 것이고, 매매 타이밍 결정은 주식의 가격이 등락을 계속해서 반복한다는 가정 하에 높은 수익을 얻기 위해 매매 시점을 결정함을 의미한다. 본 연구에서는 주식의 매매 시점을 포착하기 위해서 캔들 스틱 분석을 이용한 전문가 시스템을 설계 및 구현하였다. 캔들 스틱 차트(Candlesticks Chart)는 주식의 가격 패턴을 효과적으로 가시화하기 위한 일본식 차트이다. 본 연구에서 개발한 주식 투자를 위한 전문가 시스템에서는 캔들스틱 차트를 이용하여 패턴을 정의하고 정의된 패턴에 따라 매매 규칙을 정의하여 주식 매매 타이밍을 올바르게 결정할 수 있도록 주식 투자자를 지원하는 기능을 수행한다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다

다. 2절에서는 본 연구에서 제안된 전문가 시스템의 구조와 추론 방법에 대해 설명하고, 3절에서는 제시된 규칙들에 따른 성공률을 규칙별, 패턴 사이즈별, 종목별로 분석하여 실험결과를 제시한다. 또한, 기존의 연구결과와 비교하여 설명하고, 주식 가격 패턴에 입각한 주식 매매 타이밍 결정 문제에 대한 몇 가지 문제를 논의한다. 4절에서는 결론을 맺는다.

2. 시스템 구조와 지식표현

2.1. 시스템 구조

주식 시장의 매매 타이밍을 결정하기 위한 전문가 시스템의 구조는 그림 1과 같다. 제안된 차트 해석기는 다음과 같은 구성요소로 이루어 지는데, 각각의 기능은 다음과 같다.

- 1) 유저 인터페이스(User Interface) : 투자자가 시스템과 정보를 교환할 수 있도록 하는 창으로서의 역할을 한다.
- 2) 추론 엔진(Inference Engine) 과 설명 기능 : 자동 패턴 인식을 제공하고, 그 패턴을 해석한다. 이 정보의 도움을 받아, 투자자는 그 주식을 매도할 것인가 매수할 것인가에 대한 매매 의사를 결정하게 된다. 매매 의사 결정을 이끌어 내는 추론 방법은 입력된 주식 가격 데이터를 표현된 지식베이스에 적용하여 전방향 추론(forward chaining)을 실시하여 결론에 도달하게 된다.
- 3) 지식 베이스(Knowledge Base)와 주식 데이터 베이스(Stock Database) : 지식베이스는 도메인 전문가들과 관련 자료들로부터 지식을 추출하고 구성하는 지식공학자(knowledge engineer)에 의해 표현된 규칙들의 집합이다. 이 지식베이스

가 제안된 전문가 시스템의 질을 결정하는 가장 중요한 부분이 된다. 즉, 표현된 지식의 질적 수준이 주식 시장에 대한 좋은 예측력을 갖게 하는 근본적인 요인이 된다. 주식 데이터 베이스는 과거의 실제로 거래된 주식의 가격과 거래량에 대한 정보를 저장하고 있다.

4) 사례 베이스(Example Base) : 실 거래 투자 결과들을 저장한다. 이것은 시장의 변화에 따른 관련지식을 조정하기 위한 자료로서 사용될 수 있다.

5) 지식 조정 엔진(Knowledge-tuning Engine) : 사례 베이스로부터 최근 시장의 추세나 경향을 분석하여 지식을 조정하는 역할을 한다. 시장의 변화에 따라 과거의 지식이 계속해서 유효하지 않을 수 있다는 문제를 해결할 수 있도록 한다.

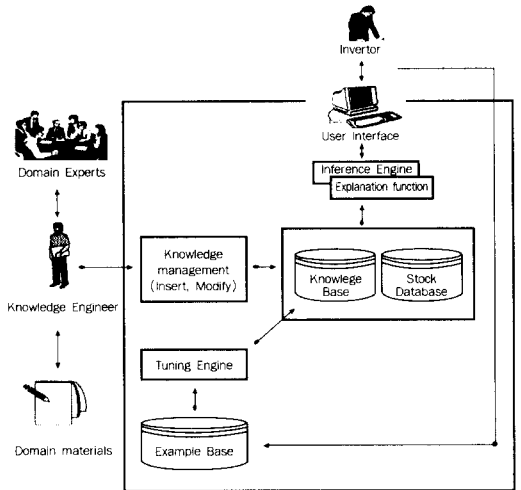


그림 1. 주식 매매 타이밍을 결정하기 위한 전문가 시스템의 구조

2.2. 지식의 분류

일반적으로, 주식시장에서의 지식은 전문가 휴리스틱 지식(expert's heuristic knowledge), 기

술적 지식(technical knowledge), 기본적 지식(fundamental knowledge)으로 분류된다 (Chu *et al.*, 1993).

전문가 휴리스틱 지식은 다음과 같은 형태를 갖는다: “만약 원유 값이 올라가면, 페인트, 플라스틱, 화학섬유 산업과 관련된 종목의 주식 시세는 하락한다. 하지만, 전문가 휴리스틱 지식은 주관적이고 그것의 성능에 대한 평가는 전문가마다 다르다. 그러므로 본 연구에서는 투자의 위험부담을 줄이기 위해서 이러한 지식은 사용하지 않는다.

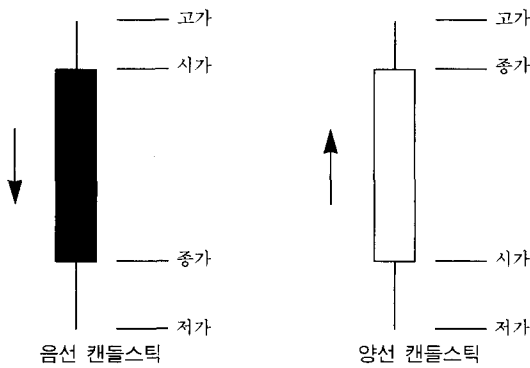


그림 2. 캔들스틱의 구조

기술적 지식은 차트 분석에 의한 기술적 분석으로부터 얻어지는데, 본 시스템에서는 기술적 지식을 얻기 위해서 캔들스틱 차트를 이용한다. 캔들스틱 차트는 미래의 가격 패턴을 예측하기 위해 사용되는 패턴들을 가시화하는 데에 유용하다. 그림 2에서 보이듯이 캔들스틱은 직사각형 부분과 그 위, 아래 가는 두선(shadows)으로 구성되어 있다. 캔들스틱 차트의 직사각형 부분을 몸통(real body)이라고 부르는데 장중 시가(opening value)와 종가(closing value) 사이의 거래 범위를 나타낸다. 몸통이 양선(white candlestick)이면 종가가 시가보다 높은 상승 신호를,

몸통이 음선(black candlestick)이면 종가가 시가보다 낮은 하락신호를 나타낸다. 캔들스틱의 형태로 표현된 주식 가격의 형태는 미래의 주식 가격의 변화를 예측할 수 있는 중요한 단서가 된다. 따라서, 이 연구에서 주식 시장을 예측하기 위한 가장 중요한 지식으로서 사용한다. 캔들스틱 차트 분석으로부터 얻어낸 지식은 다음과 같은 형태를 갖는다: “만약 어떤 패턴이 발생하면, 앞으로 그 주식 가격은 상승한다 (또는 하락한다).” 이와 같은 패턴을 정의하고 패턴 인식과 규칙을 생성하기 위해서는 패턴정의의 형식화, 자동 패턴 인식, 그 패턴들에 따른 규칙 생성, 규칙들의 성능평가와 같은 점들이 고려되어야 한다 (Chu *et al.*, 1993).

기본적 지식은 주기적으로 발표되는 보고로부터 얻어지는 수치적인 데이터와 분류적인 데이터(categorical data)를 의미한다. 이 정보는 데이터베이스에 저장되어서 지식 생성(knowledge generation)과 주식 시장의 변화에 지식의 적응력을 갖도록 하는 지식 조정(knowledge tuning)에 사용될 수 있다. 본 연구에서는 주식 가격 패턴을 이용한 가격 변동 예측에 중점을 두고 있으므로 기본적 지식은 사용하지 않는다.

2.3. 지식 표현

캔들스틱 차트에서 미래 주식 시장 예측에 도움을 주는 특정 주식 가격 패턴들을 형식화하기 위해서, 먼저 빈번하게 발생하는 특정 주식 가격 패턴들을 관찰한다. 그 다음 관찰된 주식 가격 패턴과 일주일 후의 주식 가격의 변화간의 관계를 정리한다. 정리된 변화 관계들 중에서 특정 주식 가격의 패턴과 가격의 일관성 있는 변화와의 연관성이 높은 패턴과 규칙을 이끌어 내면 주식 시장을 예측하는 지식베이스로서 발

전하게 된다. 관찰된 패턴을 좀더 조직적이고 체계적으로 나타내기 위해서 패턴들을 원시 패턴(primitive pattern)과 복합 패턴(composite pattern)으로 구분하여 표현한다. 원시 패턴은 간단한 조건 또는 속성을 갖게 하고, 이 원시 패턴들을 이용해 좀더 복잡한 복합 패턴을 정의하는데 사용한다. 복합 패턴은 패턴들간의 계층 구조(hierarchy)를 가질 수 있음을 의미한다. 여기서 주의할 점은 패턴 그 자체를 규칙의 표현으로 볼 수 있다. 패턴이 의미하는 바에 따라 매매 결정을 첨가한 형태로서 규칙을 표현하지만, 규칙의 성격상 패턴 정의에 표현된 조건들이 곧 규칙을 정의하는 조건들이 될 수 있다. 따라서, 패턴들의 계층구조를 가짐은 규칙 또한 계층구조를 갖음을 의미한다. 앞으로 본 논문에서는 의미상 패턴과 규칙을 상호 대치 가능한 용어로서 사용한다. 패턴들 간의 계층구조를 갖게 하는 이유는 패턴을 정의하는 데에 융통성을 가지게 할 수 있고, 패턴 정의 변화에 대한 표현의 어려움을 극복하게 하고, 패턴들을 관리하기 쉽게 할 수 있기 때문이다. 다음의 그림 3, 그림 4, 그림 5는 각각 정의된 패턴들이 어떻게 구성되어 있는가를 보여준다.

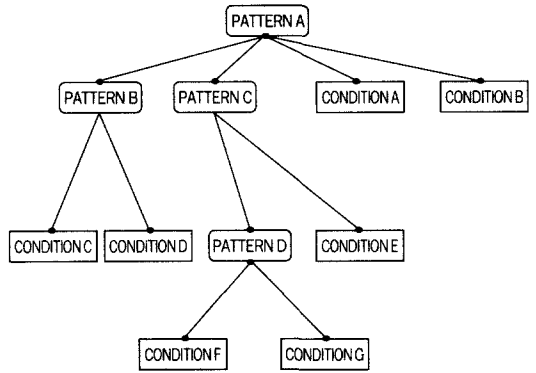


그림 4. 복합 패턴의 계층 구조

```

PATTERN pattern_name
  IF pattern_A
  (AND pattern_B)
  (OR pattern_C)
  (AND condition_A)
  (OR condition_B)
  ...
  THEN PATTERN = pattern_name
  EXPLANATION = statement_A
    
```

그림 5. 복합 패턴의 구문 형식

```

PATTERN pattern_name
  IF condition_A
  (AND condition_B)
  (OR condition_C)
  ...
  THEN PATTERN = pattern_name
  EXPLANATION = statement_A
    
```

그림 3. 원시 패턴의 구문 형식

그림 3에서 보여지듯이 원시 패턴의 구문은 PATTERN, IF, AND, OR 그리고 EXPLANATION 등의 예약어를 갖는다. 특정 주식 가격의 형태를 결정짓는 조건문(IF conditions)이 입력된 데이터의 조건에 부합하면, 그 패턴이 발견되었음을 알려준다. EXPLANATION 부분은 그 패턴이 무엇을 의미하는 가에 대한 정보를 준다. 원시패턴들 또한 자체의 의미를 가지며 미래 주식 가격의 변화를 암시하는 중요한 단서가 된다. 예를 들어, condition A로서 증가가 시가보다 작다라는 조건을 만족하면, 발생된 패턴

은 Black 패턴이며, 매도 세력이 강하다는 의미를 갖는다.

그림 4와 5에서 보듯이 어떤 패턴은 계층적인 구조를 갖는다. 즉, 한 패턴은 하위 패턴들(subpatterns)의 조합과 자신 고유의 조건들로 표현될 수 있고, 그 하위 패턴들은 원시 패턴들에 의해 표현될 수 있다. 그림 5에서 패턴은 모서리가 둥근 직사각형으로 표시하고, 조건은 단순 직사각형으로 구분하여 표시하였다. 결국, 밑에서부터 위로 올라가면서 작은 개념들이 모여 보다 큰 개념을 형성함을 의미한다. 예를 들어, BullishHarami 패턴은 하위 패턴으로서 BigBlack 패턴과 White 패턴을 가지며, BigBlack 패턴은 다시 자신의 하위 패턴으로서 Black 패턴을 가진다. 계층구조를 가지며 형성된 BullishHarami 패턴은 하위 패턴인 BigBlack 패턴, White 패턴, Black 패턴의 개별적인 의미와는 다른 상승전환형이라는 복합적인 패턴들의 문맥 속에서 발생하는 의미를 갖는다.

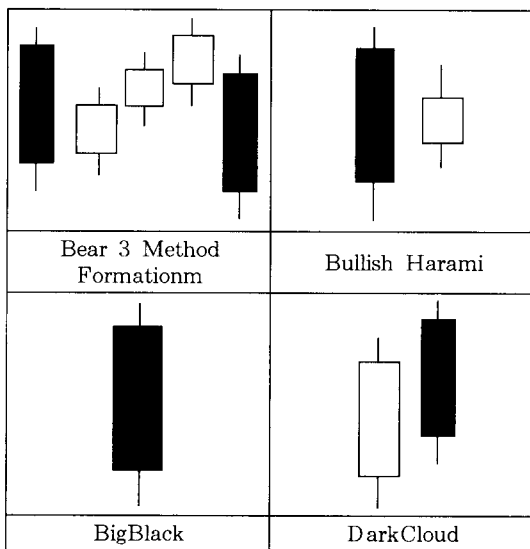


그림 6. 캔들스틱 차트 상에 정의된 패턴들의 예

캔들스틱 차트 상에 표현된 주식 가격 패턴은 동적인(dynamic nature) 특성을 갖는다. 즉, 유사한 형태를 갖는 두 개의 패턴은 그 패턴이 얼마나 긴 기간 동안 형성된 패턴인가에 따라 다른 의미를 가질 수 있다. 그러므로, 한 패턴을 묘사하는 속성들(attributes)은 특별한 조건들뿐만 아니라 그 패턴의 구성 기간(duration)을 포함해야 한다. 그림 6은 캔들스틱 차트에서 보여주는 패턴들의 예를 보여주는데, 패턴의 구성 기간에 따라 다르게 해석될 수 있음을 알 수 있다. 예를 들면, 구성 기간이 1인 BigBlack 패턴은 해당 주식의 매도세력이 강하여 주식 가격이 하락함을 나타내지만, 구성 기간이 2인 BullishHarami 패턴 속에 이 BigBlack 패턴이 나타나면 다른 의미로 해석될 수 있음을 의미한다. 또한, 어떤 패턴의 구성기간이 길어질수록 패턴을 구성하는 조건들이 많아지고, 보다 많은 하위 패턴들을 갖는 특성을 보인다. 따라서 구성기간은 패턴의 복잡성을 나타내는 척도로서 사용될 수 있다. 즉, 패턴 구성기간이 1보다는 2인 패턴이 보다 복잡하고, 구성기간이 2인 패턴보다는 3인 패턴이 보다 복잡하다고 간주한다.

표 1에서 보듯이 정의된 주식 가격 패턴은 패턴이 의미하는 바에 따라 크게 상승형, 하락형, 추세 지속형, 추세 전환형으로 분류된다. 이들 중에서 추세 전환형이 가장 많은 비율을 차지하며, 중립형의 패턴은 주식시장을 해석하는 면에서는 도움을 주지만 매매 의사 결정에는 영향을 미치지 않는다. 왜냐하면 중립형은 현재 가지고 있는 정보만으로는 해당 주식이 하락 또는 상승할 것인지를 알 수 없기 때문이다.

해당 주식을 매수하거나 매도하는 매매 결정은 패턴이 무엇을 의미하는가에 달려있다. 예를 들면, 임의의 시점에서 BigBlack 패턴이 발생하면 매도세력이 강하여 주식이 하락하게 됨을 알

려준다. 따라서 해당 주식을 보유하고 있었다면 주식을 매도하라는 결정을 내리게 된다.

표 1. 의미에 따른 규칙 분류

| 패턴그룹 | 정의된 패턴수 | 해당 규칙들 |
|--------|---------|---|
| 하락형 | 6 | bigblack black risingwindow shavenbottom 3blackcrows tweezerbottoms |
| 상승형 | 5 | bigwhite shavenhead 3whitesoliders tweezertops white |
| 중립형 | 3 | doji dojistar spinningtop |
| 추세 지속형 | 4 | bear3formation bull3formation fallingwindow separatingline |
| 추세 전환형 | 22 | bearharami bearharamicross bullharami bullharamicross darkcloud engulfingbear engulfingbul eveningdojistar eveningstar gravestondoji hammer hangingman invblackhamme invhammer longleggeddoji longlowershadow longuppershadow morningdojistar moringstar onneckline piercinglie shootingstar |

```

RULE rule 1
  IF bigblack(1)
  AND 3whitesoldiers(2-4)
  AND bigblack(5)
  AND closev(1) < openv(2)
  AND openv(1) > closev(4)
  THEN PATTERN bear3formation
  SELL STOCKS

RULE rule 2
  IF bigwhite(1)
  AND black(2)
  AND closev(1) > openv(1)
  AND openv(2) < closev(2)
  THEN PATTERN bearharami
  SELL STOCKS

RULE rule 3
  IF black(1)
  AND bigwhite(2)
  AND openv(1) < closev(2)
  AND closev(1) > openv(2)
  THEN PATTERN engulfingbull
  BUY STOCKS
    
```

그림 7. 지식베이스를 구성하는 내부 규칙의 예

지식베이스에 나타난 주식의 상승 또는 하락 추세를 결정하기 위해서, 주식시세의 종가(closing value)의 6일 이동 평균선이 사용되었다. 해당 주식의 종가의 6일 이동 평균선이 양의 기울기를 가지면 상승추세를 가짐을 나타내며, 음의 기울기를 가지면 하락추세를 가짐을 나타낸다. 그림 7에서 보여지듯이 정의된 규칙은 기정의된 주식 가격 패턴을 기반으로 한다.

이것은 주식 가격 패턴이 매매 결정을 위한 충분한 정보를 제공할 수 있다는 가정에서 비롯되며, 패턴의 의미가 변경되면 해당 규칙의 매매 결정도 변경되어야 함을 의미한다.

2.4. 전방향 추론에 입각한 매매 의사 결정 유도

본 연구에서 매매 의사 결정을 얻기 위해 사용한 추론 방법은 전방향 추론 방법이다. 2.3절에서 정의된 패턴과 규칙들이 계층구조를 가짐을 알 수 있었다. 입력된 가격 데이터를 하위 레벨 사실(low level fact)로 취하고, 보다 상위 레벨 사실(high level fact)로서 사용되는 보다 추상적인 정보는 이들 하위 레벨 사실로부터 유도된다. 전방향 추론에서 규칙 검사(examining)와 규칙 수행(firing)은 구별되어야 하는데, 어떤 규칙이 선택되고, “현재 어떤 주식의 가격이 상승 추세이다.”와 같은 어떤 추론을 위해 사용되었다면, 그 규칙은 수행되었다고 한다. 이와는 달리, 규칙이 검사는 되었으나 수행되지 않았다면 그 규칙은 실패(fail)되었다고 한다 (Hopgood, 1993).

매매 의사 결정을 얻기 위한 규칙 적용은 그림 8에서 보여지듯이 세 가지 단계로 나누어 설명될 수 있다.

- 1) 검사할 규칙들을 선택한다. - 이 규칙들이 이용 가능한 규칙들이다.
- 2) 선택된 규칙들 중에서 적용 가능한 규칙들을 결정한다. - 이 규칙들이 상충 집합(conflict set)을 구성한다.
- 3) 수행될 규칙을 선택하여 적용한다.

여기서, 규칙의 선택과 적용은 현재 사실베이스(current fact base)에 근거하여 이루어진다. 사실 베이스는 시스템에 입력된 하위 레벨 사실로서의 모든 가격 데이터와 이 하위 레벨 사실로부터

유도될 수 있는 모든 사실을 포함한다. 또한, 이용 가능한 규칙들 중에서 조건부가 만족되는 규칙들이 상충집합을 구성하는데, 주어진 상충 집합이 많은 규칙들을 포함할 수 있지만, 오직 한 규칙만이 주어진 순환(cycle)에서 수행된다. 이것은 일단 어떤 규칙이 수행되면, 저장된 연역들(deductions)이 잠재적으로 변경되어, 상충 집합에 있는 다른 규칙들의 조건부가 계속해서 만족됨을 보장할 수 없기 때문이다.

상충 집합에서 어떤 규칙을 선택하는 것이 상충 해결(conflict resolution)이다. 본 연구에서 사용한 상충 해결은 먼저 들어온 규칙이 먼저 수행되는 FIFS(First Come, First Served)의 구조에 의하여 해결하였다. 물론, 이 부분은 발생한 패턴들의 문맥 속에서 처리되도록 하는 보다 나은 상충 해결 방법이 있을 수 있지만, 본 연구에서는 정의된 모든 규칙들의 유용성 검증 여부에 초점을 맞추었기 때문에 보다 개선된 상충 해결 방법은 향후 연구 과제로 남겨두며, 4절 논의의 부분에서 다른 상충 해결 방법에 대해 거론하겠다.

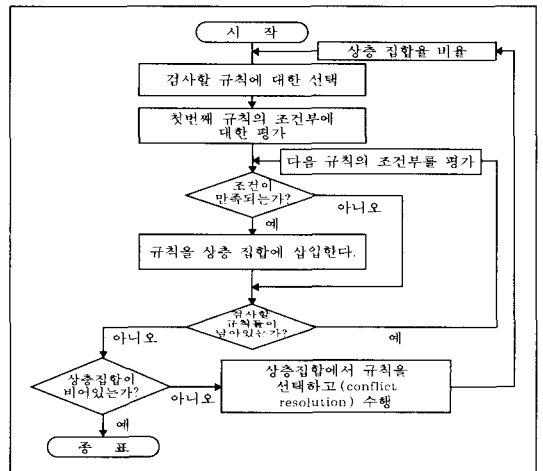


그림 8. 매매 의사 결정을 위한 전방향 추론의 규칙 적용 절차

3. 실험결과 및 논의

주식 매매 타이밍 결정 전문가 시스템은 PC상에서 패턴들의 계층 구조를 보다 용이하게 표현할 수 있고, 유저 인터페이스의 구현이 쉽고, 코드의 재사용이 편리한 객체지향 파스칼(object-oriented PASCAL)의 구문을 갖는 델파이(DELPHI)를 통해 구현되었다. 실험 데이터는 1992년 초부터 1997년 상반기까지의 걸친 40여개의 종목에 대한 일별 주식 가격 데이터로 구성하였다. 정의된 패턴과 규칙이 시간의 변화와 어떤 관계가 있는지 알아보기 위해 가능하면 장기간에 걸친 실험을 하려고 노력하였다. 최근 5년 반 동안의 실 거래 데이터를 가지고 정의된 패턴과 규칙들의 유용성을 검증하였다. 실험에 사용된 단위 데이터는 특정 날의 해당 회사의 코드, 회사명, 시가(opening Value), 고가(maximum value), 저가(minimum value), 종가(closing value), 추세(trend), 변동폭(bandwidth)으로 구성된다. 입력 데이터로서 사용되는 가격 데이터들의 사용 용도는 추세 정보를 얻기 위해서는 종가가 사용되었고, 그 외의 경우 패턴 정의시 필요한 가격 데이터를 시가, 고가, 저가, 종가 중에서 선별하여 사용하였다.

지식베이스의 유용성을 평가하기 위한 방법으로서, 어떤 패턴이 발생했을 때, 그 패턴에 대한 규칙에 따라 주식을 사거나 파는 결정을 내린다. 패턴이 발생한 후(기준 시점)에 일주일 후의 시점(평가 시점)에서의 주식 가격을 관찰하여 그 규칙에 따른 결정에서 취해지는 가격차이를 계산하여 전체적인 수익률을 계산하였다.

평가시점을 일주일 후로 정하게 된 동기는 본 연구에서 정의된 규칙들은 단기예측에 적합하도록 정의하였고, 추세정보를 얻기 위하여 사용

되는 추세선 또한 종가의 6일 이동 평균선을 사용하였기 때문이다. 일반적으로, 증권 시장에서는 6일, 12일, 25일, 75일, 125일 단위로 시장을 예측하고 분석하는데 본 연구는 6일 이후의 주식 가격의 변화에 초점을 맞추어 실험하였다. 이렇게 기준 시점 일주일 후에 주식 가격의 변화를 보고 그 의사결정의 성공여부를 관찰하였는데, 성공률은 성공 회수 / 총 시도 회수로 나타낸다. 이 성공률이 51%가 넘으면 실제 투자에서 수익을 남길 수 있다는 것으로 간주한다.

표 2. 규칙별 성공률

| 규칙명칭 | 패턴 사이즈 | 전체 발생 회수 | 성공 회수 | 실패 회수 | 성공률 |
|-----------------|-----------|----------------|----------|----------|--------|
| 3blackcrows | 3 | 25 | 17 | 8 | 68% |
| 3whitesoldiers | 3 | 20 | 13 | 7 | 65% |
| fallingwindow | 2 | 173 | 127 | 46 | 73.41% |
| risingwindow | 2 | 265 | 182 | 83 | 68.68% |
| separatingline | 2 | 896 | 592 | 304 | 66.07% |
| tweezerbottoms | 2 | 2666 | 2072 | 594 | 77.72% |
| tweezertops | 2 | 2848 | 2027 | 821 | 71.17% |
| black | 1 | 2890 | 1975 | 915 | 68.34% |
| doji | 1 | 666 | 481 | 185 | 72.22% |
| gravestondoji | 1 | 98 | 69 | 29 | 70.41% |
| hammer | 1 | 207 | 156 | 51 | 75.36% |
| hangingman | 1 | 137 | 103 | 34 | 75.18% |
| invblackhammer | 1 | 95 | 71 | 24 | 74.74% |
| invhammer | 1 | 333 | 231 | 102 | 69.37% |
| longlowershadow | 1 | 2056 | 1598 | 458 | 77.72% |
| longuppershadow | 1 | 441 | 321 | 120 | 72.79% |
| shavenbottom | 1 | 2699 | 1933 | 766 | 71.62% |
| shavenhead | 1 | 2243 | 1667 | 576 | 74.32% |
| shootingstar | 1 | 369 | 270 | 99 | 73.17% |
| spinningtop | 1 | 6093 | 4274 | 1819 | 70.15% |
| white | 1 | 2537 | 1854 | 683 | 73.08% |

표 3. 패턴 사이즈(구성기간)에 따른 성공률

| 패턴사이즈 (구성기간) | 전체 발생회수 | 성공 회수 | 실패 회수 | 성공률 |
|-----------------|------------|----------|----------|--------|
| 1 | 20864 | 15003 | 5861 | 71.91% |
| 2 | 6868 | 5000 | 1868 | 73.01% |
| 3 | 45 | 30 | 15 | 66.67% |
| SUM | 27757 | 20033 | 7724 | 72.17% |

표 4. 회사별 성공률

| 회사 | 전체 발생회수 | 성공회수 | 실패회수 | 성공률 |
|----|------------|------|------|--------|
| A | 1912 | 1416 | 496 | 74.06% |
| B | 1809 | 1336 | 473 | 73.85% |
| C | 1822 | 1308 | 514 | 71.79% |
| D | 1888 | 1313 | 575 | 69.54% |
| E | 1809 | 1312 | 497 | 72.57% |
| F | 1820 | 1276 | 544 | 70.11% |
| G | 1866 | 1386 | 480 | 74.28% |
| H | 1820 | 1318 | 502 | 72.42% |
| I | 1857 | 1382 | 475 | 74.42% |
| J | 1724 | 1193 | 531 | 69.20% |
| K | 1891 | 1395 | 496 | 73.77% |
| L | 1804 | 1223 | 581 | 67.80% |
| M | 1963 | 1361 | 602 | 69.33% |
| N | 1862 | 1369 | 493 | 73.52% |
| M | 1910 | 1445 | 465 | 75.65% |

표 2는 정의된 20개의 규칙들이 매우 신뢰성이 있음을 보여준다. 평균적인 규칙들의 성공률이 약 70%에 가깝다. 이것은 본 연구에서 개발한 전문가 시스템의 예측 결과에 따른 거래로부터 높은 수익을 얻을 수 있음을 의미한다. 실제로 40개의 패턴과 규칙들이 정의되었음에도 불구하고, 실험 데이터에 대해서 단지 20개의 패턴만이 발견되었음을 알 수 있다. 이것은 적은 수의 규칙을 가지고도 효과적으로 주식 시장의

변동을 분석하고 예측할 수 있는 지식베이스를 구성할 수 있음을 의미한다. 작지만 안정되고 신뢰성 있는 지식베이스는 크고 복잡한 시스템보다 효과적일 수 있다.

패턴들의 발생회수는 패턴의 구성 기간과 반비례함을 알 수 있다. 즉 보다 긴 구성 기간을 가지고 정의된 패턴일수록 적게 발생함을 보인다. 하지만, 패턴 발생 회수, 또는 패턴 사이즈와 예측력과의 관계는 선형적인 관계를 갖지 않음을 실험을 통하여 발견하였다. 패턴 사이즈에 따른 실험결과는 표 3에 요약되어있다. 패턴 사이즈(패턴 구성기간)가 클수록 더 좋은 결과를 보일 것으로 생각되지만 실험 결과는 패턴 사이즈의 길이와 예측력과의 연관성이 없음을 보인다. 처음에는 보다 제약이 심한 패턴들이 발생빈도는 적지만 간단한 패턴들보다는 보다 정확하게 주식시장을 분석하고 이와는 반대로, 더 간단한 패턴들은 빈번하게 발생하지만, 복잡한 패턴들보다는 낮은 성공률을 가질 것이라고 예상했다. 하지만, 실험결과는 단순하지도 너무 복잡하지도 않는 적당한 복잡성을 갖는 패턴들이 가장 좋은 예측력을 가짐을 알 수 있다. 즉, 패턴사이즈가 2인 패턴들이 1과 3인 패턴들에 비해 더 좋은 예측력을 가진다. 패턴의 복잡성은 패턴사이즈가 커질수록 캔들스틱의 개수와 패턴의 조건이 많아지고 보다 많은 하위 패턴들을 가지게 됨으로 패턴사이즈에 의해 결정된다.

표 4에서 보듯이 특정 회사와 패턴들과는 특별한 관계를 갖지 않음을 알 수 있다. 대부분 비슷한 패턴 발생빈도를 가지고 있다. 분야별 성공률도 근소한 차이만 있을 뿐 큰 차이를 보이지 않는데, 이것은 정의된 패턴들이 특정 분야와 회사에 특성을 갖도록 정의되지 않고, 오직 가격 패턴의 형태만으로 앞으로의 시장의 변화를 예측하기 때문이다.

관련된 연구로서 최근에 주식 시장 타이밍을 예측하기 위한 전문가 시스템을 만들기 위한 노력들이 있었다. 이들 대부분은 매우 간단한 규칙만을 갖거나, 기계학습을 이용하여 패턴을 정의하는 것이 주류였다 (Braun *et al.*, 1987 ; Zhu *et al.*, 1994 ; 지원철, 1995). 또한 설명능력이 부족한 신경망을 이용한 연구들이 주류였으며 일본과 주식 시장이 비슷한 국내 연구에서는 캔들스틱 차트를 이용한 전문가 시스템은 드물었다.

가미조와 다니가와(Kamijo and Tanigawa)는 캔들스틱 차트 분석을 위해 회귀 신경망(recurrent neural network)을 사용하였다(Kamijo *et al.*, 1990). 캔들스틱 차트에서의 삼각형 패턴은 급격한 주식 가격의 변동을 의미한다. 주식 전문가들에 의해 모두 16개의 삼각형 패턴을 캔들스틱 차트로부터 정의하였다. 이들 패턴은 15개의 훈련 패턴(training patterns)과 1개의 테스트 패턴(test pattern)이라는 두 개의 그룹으로 분류된다. 패턴 이름과 시간 간격(time span)사이의 치우침(bias)을 제거하기 위해서 정규화의 방법으로서 주식 가격 평균의 분산을 사용하였다. 실험결과는 16번의 실험에서 15번을 정확하게 삼각형 패턴을 인식하였다. 하지만 시장상황에 대한 설명기능이 없고, 제한된 형태인 삼각형 패턴 인식에만 목표를 둬으로써 다양한 시장 분석을 할 수 없다는 단점을 갖는다. 또, 패턴 인식에 중점을 둔 연구로서 그것을 기초로한 매매 의사 결정은 고려하지 않는다. 따라서 실 투자에 응용되기에는 부족한 정보를 제공한다. 본 연구에서 제안된 주식 매매 타이밍 결정을 위한 차트 해석기는 삼각형 패턴이 아닌 주식시장에서 발생하는 다양한 패턴들을 가지고 있어, 다양한 분석을 가능케 한다. 또한, 실 주식 투자에 응용될 수 있는 매매 의사 결정 정보를 차트 분석 결과로서 제시함으로써 실 투

자에 사용될 수 있다.

패턴인식에 근거한 주식 매매 타이밍 결정 방법에는 두 가지 문제점이 발생할 수 있다. 첫째, 상이한 의미를 갖는 패턴들이 동시에 발생하여, 한가지 결론으로 결정될 수 없는 경우가 발생한다. 결국, 동시에 발생된 패턴들에 대한 종합적인 판단이 이루어져야 한다. 전체적인 시장 상황에 대한 맥락 속에서 패턴들을 해석하고 한가지 의사결정으로 요약될 수 있도록 해야한다. 둘째, 주식시장이 유동적인 특성을 갖기 때문에, 현재의 지식이 계속해서 유효하다는 보장을 할 수 없다. 따라서, 지식베이스는 이런 동적인 상황에서 유용성을 계속해서 갖도록 주기적으로 조정되어야 한다.

상이한 패턴들의 동시 발생 문제는 올바른 의사결정을 하기 어렵게 만드는 요인이 된다. 패턴 충돌은 우선순위에 의한 해결과 메타 규칙(Meta-rules)에 의한 해결이라는 두 가지 방법에 의해 해결될 수 있다 (Hopgood, 1993).

우선순위에 의한 패턴 충돌 해결 방법은 패턴들 간의 우선순위를 결정하여서 다른 패턴들보다 유력한 확실히 되는 패턴들에게 높은 우선 순위를 갖게 하여서, 상이한 패턴들의 동시 발생에도 불구하고 하나의 패턴이 전체 시장을 반영하도록 하는 방법이다. 이 방법은 하나의 의사결정을 갖게 하지만, 나머지 패턴들이 갖는 의미를 무시하게 된다. 결국 높은 우선순위를 갖는 패턴들만이 전체 주식 시장 상황을 대변하게 되어, 우선순위가 낮은 패턴들은 유용성을 가지지 못하게 되는 단점을 갖는다.

메타 규칙, 즉 "지식에 대한 규칙"을 이용한 패턴 충돌 해결 방법은 동시 발생된 패턴들을 서로 조정하고, 발생된 패턴들에 대한 전체적이고 종합적인 해석을 가능하게 한다. 하지만, 정의된 패턴의 수가 N이라 할 때, 발생할 수 있는

전체 패턴의 조합이 2^N 이 된다. 본 연구의 경우, 필요한 메타 규칙의 수는 2^{40} 이나 되기 때문에 현실적으로 모든 경우에 대비한 메타 규칙을 만드는 것은 불가능하다. 따라서 메타 규칙과 우선순위를 이용한 방법의 적절한 절충(trade-off)이 있어야 한다.

두 번째 문제인 동적인 주식 시장 상황에서의 지식의 적응성 문제를 해결하기 위해, 지식 조정(knowledge-tuning) 방법이 필요하게 된다. 예전의 지식베이스 가운데 계속해서 유용성을 보유했던 지식들이 있을 수 있는 반면에, 실제적으로 종종 주식 시장을 예측하는 데에 유용성을 점점 잃어 가는 지식들도 있을 수 있다. 따라서, 전체 시스템의 유용성을 보장하기 위해서는 지식베이스가 시장 실정에 맞도록 주기적으로 조정되어야 한다. 기계 학습을 통하여 새로운 규칙을 생성하여 변화에 대응할 수 있지만, 새로운 규칙은 실 투자에 이용되기 전에 검증을 거쳐야 하고, 이 검증 작업은 많은 시간을 필요로 하는 작업이다. 또 새로운 규칙이 발견되고 정의되려면 얼마간의 시간을 필요로 하게 된다. 발견되고 정의되고 검증이 끝난 후에는 지식으로서의 가치를 잃어버리는 경우도 생긴다. 이런 방법보다는 변하는 시장 상황을 반영하여 기존의 지식베이스의 패턴들의 패러미터값들을 조정하는 형태가 보다 값싸고 효율적일 수 있다.

4. 결 론

본 연구의 목적은 캔들스틱 차트 분석에 의한 한국 주식 시장의 매매 타이밍을 결정하는 전문가 시스템 개발과 그 시스템의 유용성을 보임에 있다. 가격변동의 분석을 가시화하기 위해서 캔

들스틱 차트를 이용하여 다양한 의미를 갖는 패턴들을 형식화하고 그 패턴들에 입각하여서 지식베이스를 구성하였다. 과거의 5년 반 동안의 실험 데이터에 대한 실험을 통해서 개발된 전문가 시스템, 차트 해석기는 한국 주식 시장에서 주식 매매 타이밍을 결정하기 위한 유용한 도구로서 사용될 수 있음을 입증하였다. 또한 시간에 독립적이고 분야에 독립적인 특성을 가짐으로서 시간과 분야에 상관없이 적용하여 사용할 수 있는 장점을 갖는다. 하지만, 제안된 시스템은 자동 기계 학습 기능(automatic machine learning function)이 결여되어 스스로 패턴과 규칙을 만드는 능력이 없다는 한계를 갖는다. 시스템이 스스로 학습하여서 유용한 패턴과 규칙을 생성하는 능력을 갖춘다면 더 좋은 예측력을 갖게 될 것이다. 향후 연구 과제로서 패턴 문맥을 고려한 상충 해결 기법과 주식 종목 선정과 주식 매매 타이밍 결정을 결합시킨 형태의 전문가 시스템 개발을 제안한다.

참고문헌

- [1] 지원철, "주식투자를 위한 전문가시스템의 개발 및 활용사례 분석", 한국 전문가 시스템 학회, (6, 1995), 163-175.
- [2] 최정일, 캔들 차트 분석, 도서출판 고도, 1996, 15-26.
- [3] Beckman, T. J., "Stock Market Forecasting Using Technical Analysis," The World Congress on Expert Systems Proceedings, (12, 1991), 2512-2519.
- [4] Benachenhou, D., "Smart Trading with FRET," Trading on the Edge, John Wiley & Sons, Inc., (G. Deboeck, ed.), (1994), 215-242.

- [5] Braun, H. and Chandler, J. S., "Predicting stock market behavior through rule induction: An application of the learning-from-example approach." *Decision Sci.*, Vol 18, No. 3, (1987), 415-429.
- [6] Chu S. C. and Kim, H. S., "Automatic Knowledge Generation from the Stock Market Data." *Proceedings of '93 Korea/Japan Joint Conference on Expert Systems*, (4, 1993), 193-208.
- [7] Deboeck, G. J., "Applications of Advanced Technology for Trading, Risk and Portfolio management". *Proceedings of Korean Expert Systems Society*, 1995, 9.
- [8] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-wesley, 1989, 1-25, 60-88.
- [9] Hopgood, A. A., *Knowledge-based systems for engineers and scientists*, CRC press, 1993, 61-74.
- [10] Jacobs, B. I. and Levy, K. N., "The Complexity of the Stock Market." *The Journal of Portfolio Management*, (1989), 19-27.
- [11] Jo, H. K., Park, J. Y. and Han, I. G., "A Review of Artificial Intelligence Applications in Financial Market." *Proceedings of Korean Expert Systems Society*, (6, 1995), 147-158.
- [12] Kamijo, K. and Tanigawa, T., "Stock Price Pattern Recognition : A Recurrent Neural Network Approach." *Proceedings of IJCNN '90*, Vol. 1, (1990), 215-221.
- [13] Lee, J. K. and Kim, H. S., "Intelligent Stock Portfolio Management System." *Expert Systems*, Vol. 6, No. 2, (4, 1989), 74-87.
- [14] Mahfoud, S. and Mani, G., "Genetic Algorithms for Predicting Individual Stock Performance." *Proceedings of the Third International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, (1995), 174-181.
- [15] Man, C. T. and Bolloju, N., "A Fuzzy Rule-Based Decision Support System for Securities Trading." *Proceedings of ISDSS '95*, (6, 1995), 1-6.
- [16] Park, J. Y. and Han, I. G., "Predicting Korea Composite Stock Price Index Movement Using Artificial Neural Network." *Journal of Expert Systems*, Vol. 1, No. 2, (12, 1995), 103-121.
- [17] Peters, E. E., "Fractal Structure in the Capital Markets." *Financial Analysts Journal*, (1989), 32-37.
- [18] T. Yamaguchi, "Chart Analysis Expert System with Learning Mechanism." *Proceedings of AI 87 Japan*, (1987), 40-46.
- [19] Yamaguchi, T. and Tachibana, Y., "A Technical Analysis Expert System with Knowledge Refinement Mechanism." *Proceedings of the First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, (1991), 86-91.
- [20] Yamaguchi, T. and Tachibana, Y., "Unifying Rule Induction and Rule Refinement - Towards Discovering Anomaly from Granville's Law in a Stock Market Technical Analysis." *Proceedings of '93 Korea/Japan Joint Conference on*

- Expert Systems, (4, 1993), 209-226.
- [21]. Yoda, M., "Predicting the Tokyo Stock Market," Trading on the Edge. John Wiley & Sons, Inc., (G. Deboeck, ed.), (1994), 66-79.
- [22] Zhu, C. H. and Xiong, F. L., "The System of Learning From Examples and Its Application in Automatic Knowledge Acquisition," Proceedings of '94 Japan/Korea Joint Conference on Expert Systems, (3, 1994), 325-328.