

株価テクニカル分析ルールの洗練化と深い知識

後藤 公一† 山口 高平‡ 楠野 徹‡ 松本 美砂子‡ 真田 英彦‡ 野村 康雄† 角所 収‡

† 関西大学工学部 ‡ 大阪大学産業科学研究所 ‡ ㈱野村総合研究所 ‡ 大阪大学経済学部

本稿では、株価テクニカル分析ESにおいて、テキスト知識がノウハウに変換(新生)されていく過程を知識工学的手法により実現することを目的とする。知識修正過程に関しては「既知データに基づいて知識を修正するためのメタレベル知識」に着眼し、そのメタレベル洗練化知識を「汎用知識」、「タスク知識」、「ドメイン知識」に分けて論じ、グランビルの法則を対象にして、これらの洗練化知識がどの程度有用であるかを実際の株価データにより評価する。また、知識生成過程に関しては「テクニカル分析知識の正当性レベルにある深い知識」に着眼し、深い知識を分析ルール(浅い知識)の構成要素の観点から整理して、新しい分析ルールの生成の可能性について検討する。

Refinement Strategy and Deep Knowledge in A Technical Analysis Expert System

Kimihito GOTO†, Takahira YAMAGUCHI†, Tohru KUSUNO‡, Misako MATSUMOTO‡, Hidehiko SANADA‡, Yasuo NOMURA†, Osamu KAKUSHO†

† Faculty of Engineering, Kansai Univ.

3-3-35, Yamate-cho, Suita-shi, Osaka, 564, Japan

‡ ISIR, Osaka Univ.

8-1, Mihogaoka, Ibaraki-shi, Osaka, 567, Japan

‡ NRI&NCC Co., Ltd

4-28, Yotsuya, Shinjuku-ku, Tokyo, 160, Japan

‡ Faculty of Economics, Osaka Univ.

1-1, Machikaneyama-cho, Toyonaka-shi, Osaka, 560, Japan

This paper discusses how text-level knowledge is transformed (regenerated) into real expertise in terms of meta-level knowledge and deep knowledge in the task-domain of stock-price technical analysis. We divided the meta-level knowledge (strategy) into three groups: general strategy, task strategy, and domain strategy. The experiment on real stock-price data will show effectiveness of the meta-level knowledge. We consider deep knowledge from the point of components of technical analysis rules. It will be shown that some new analysis rule can be generated in terms of the deep knowledge.

1. はじめに

エキスパートシステム (ES) の性能は、対象領域の専門知識が質・量ともにどれだけ十分であるかで決定されるといえる。しかしながら、対象領域が少し複雑になると、専門知識が不明瞭になったり、後々にどうしても修正が必要となるため、完全な専門知識の分析・抽出・移行は困難な作業となり、これらの作業を支援する知識獲得支援機能、あるいは深い知識に基づいて専門知識を自動生成させようという試みに多くの関心が現在集まってきた。

一方、株価分析のタスクドメインにおいては、その業務は大きく、「ポートフォリオ分析 (投資収益とリスクの関係の統計的処理により投資銘柄群を決定する) 」と「ファンダメンタル分析 (企業・産業・景気予測により投資銘柄を決定する) 」と「テクニカル分析 (株価・出来高等の市場データの分析により売買時期を決定する) 」に分けることができる。筆者らは、最後のテクニカル (チャート) 分析を対象として、専門書 [1]-[4] より代表的な分析手法 (グランビルの法則 / ローソク足に関する分析法 / コボック買い指標 / モメンタム分析 / サイコロジカルライン / 出来高移動平均線 / OBV / 逆ウォッチ曲線) の知識表現法を検討してテクニカル分析を行う ES を構築し、実際の株価データにより本 ES の性能を評価し、4. で述べる評価基準の下で約 35 ~ 45 % の正解率を得た。

本 ES の専門知識は専門書に記されている知識を直接的に記号に変換したもので、専門家のノウハウとは大きく異なり、改善の余地は多く残されているが、この種のノウハウはいわば個人の財産であるため獲得することは非常に困難である。とはいっても、専門家は何も最初から専門知識を保有している訳ではなく、初めにテキスト知識を学んで、経験を通してその知識を修正したり新しい知識を生成したりしていく。

本稿では、この知識修正・生成過程をとりあげ、テキスト知識がノウハウに変換 (新生) されていく過程を知識工学的手法により実現することを目的とする。すなわち、知識修正過程に関しては「既知データに基づいて知識を修正するためのメタレベル知識」、知識生成過程に関しては「テクニカル分析知識の正当性レベルにある深い知識」と関連付けてその枠組みを考察する。これらの考察は、認知科学的に見れば、「人間が失敗した時にどのように対応していくか」という行為の検討に相当し、前者は成功例と失敗例を見比べて推敲して知識を修正するプロセス、後者は元来このルールはなぜ成立しているのかを推敲して知識を修正あるいは生成していくプロセスに対応する。以下、前者については、メタレベル洗練化知識を「汎用知識」「タスク知識」「ドメイン知識」に分けて論じ、後者については、深い知識を分析ルール (浅い知識) の構成要素の観点から整理し、新しい分析ルールの生成の可

能性について検討する。

2. 知識の洗練化の枠組み

知識獲得 (洗練化) においては、「知識ベースの欠陥を局所化したり、専門家から必要な知識の入力を促進してその知識を検証する」ためのメタレベル知識の考察が重要である。ES の標語が、「There is power in knowledge」であるのなら、知識洗練化の標語は、「There is power in meta-level knowledge」であろう。この知識洗練化支援システムは、ES の実行過程に関する情報を利用するか否かで動的解析 (Dynamic Analysis) と静的解析 (Static Analysis) に分けることができる。

静的解析の代表的なシステムとしては、同一カテゴリーのルール群の条件節および結論節に見られる共通性を利用して新規ルールを検証する TEIRESIAS [5]、仮説 / 徴候 / テストなどが節点および関係が枝として構成されるグラフ (ドメインモデル) により診断知識群を表現し、そのグラフ上における悪部分構造を定義して知識を洗練化していく MORE [6]、診断におけるタスク構造に基づいて知識を獲得していく ROGET [7] などがある。

一方、動的解析の代表的なシステムとしては、汎用的な一般化 / 特殊化戦略に基づく SEEK2 [8] や MOLE [9]、explanation pattern [10] を初めとする認知的考察からの失敗回復戦略を検討した Case Based Learning システム [11] などがあり、ES の実行過程に関する情報を利用しているだけ、静的解析より洗練化能力は一般に高い (この 2 つが相補の関係にあるのはいうまでもない)

表 1 知識獲得支援システムの分類

Static Analysis	Dynamic Analysis
TEIRESIAS [5] MORE [6] ROGET [7]	SEEK2 [8] MOLE [9] CBL [10] [11]

本稿で対象となっている株価テクニカル分析においては、ほとんどの推論が 1 ステップで終了し且つ条件部の複雑さ結論部の複雑さはあまりにも異なっているため (結論部は「買い」か「売り」のどちらかである)、ルールベース全体の構造は一点集中型となり、共通性とか悪構造の利用は難しく、静的解析の実現は困難である。従って、以下においては、動的解析による株価テクニカル分析の知識洗練化の実現を考える。まず、「チャート分析に失敗した時、専門家は何に着眼してその失敗の回復を図るのか？」を認知的に考察した結果、以下の 3 種類の着眼点 (知識) が重要であることが判った。

- A. 一般化／特殊化知識（値レベル）
- B. タスク知識（構造／属性レベル）
- C. ドメイン知識（構造／属性レベル）

AはSEEK2やMOLEと同様であり、成功事例と失敗事例を一瞥して見比べて知識の洗練化を図るプロセスである。既知の属性による既知の構造の範囲内で、値を操作することによって、一般化により正解になるべき不適用例を適用されるようにしたり、特殊化により失敗事例を不適用にすることによって、失敗の回復を図る操作である。

しかしながら、Aの操作では、既知の属性による新しい構造あるいは新しい属性が必要とされる場合は効果がない。この場合の認知プロセスは、成功事例と失敗事例を凝視して見比べて知識の洗練化を図ることである。この凝視には様々な知識が考えられるが、見比べる（波形パターン認識）というタスクを行っている以上、そのタスク知識が重要な知識の一つである。即ち一般的な波形パターン認識知識により、株価テクニカル分析ルールを洗練化する操作がBの操作であり、新しい属性がルールに導入され、新しい構造が生まれる。

更に、いくら成功事例と失敗事例を見比べて知識の洗練化を図ろうとしてもうまくいかないケースがある。このような場合は、瞑目してそのルールの正当性を考えることが想定される。即ち、株価というドメイン知識を利用して、ルールを洗練化するプロセスがCとなる。

以上、一瞥→凝視→瞑目により知識が洗練化される認知プロセスを図1に示す。しかしながら、この認知プロセスによっても失敗が回復されない事例は残ってしまう。この状況は株価テクニカル分析の限界を示しており、それ以上の洗練化は不可能と考える。

以下、A-Cの洗練化知識の具体的内容について述べる。

3. 洗練化戦略

本節では、まず株価テクニカル分析ESの概要について述べ、その後に、グランビルの第1法則（付図参照）を例にとり、A-Cの洗練化戦略について具体的に述べる。

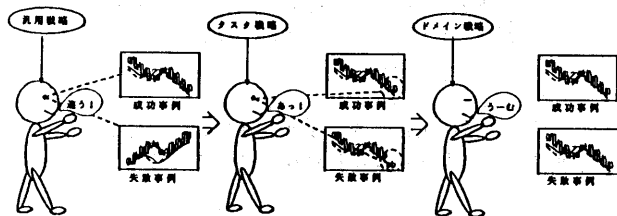


図1 知識洗練化の認知プロセス

3. 1 株価テクニカル分析ESの概要[12]

現在構築されている株価テクニカル分析ESの構成は図2に示す通りであり、入力として図3に示される株価に関する数値データが与えられると、コンバータを通してこれらの数値データは図4の記号データに変換され、ワーキングメモリの要素となる。

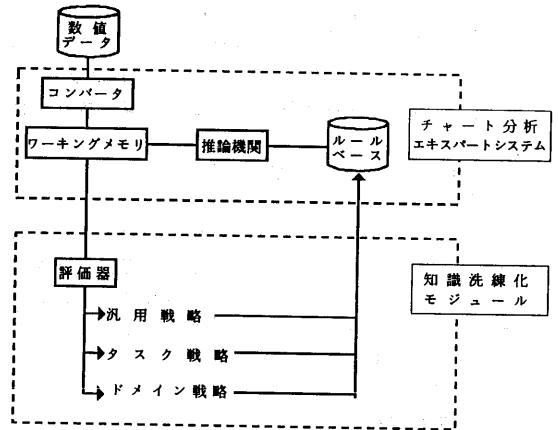


図2 システムの概要

1, 77, 9, 4, 130, 131, 135, 126, 7500, 131, 131
 2, 77, 10, 1, 132, 144, 145, 130, 37660, 275, 275
 3, 77, 10, 2, 145, 140, 149, 138, 26500, 415, 415
 4, 77, 10, 3, 141, 153, 164, 138, 147960, 568, 568
 5, 77, 10, 4, 154, 154, 161, 146, 47970, 722, 722
 6, 77, 10, 5, 149, 145, 157, 145, 10590, 867, 867
 7, 77, 11, 1, 149, 150, 151, 135, 9820, 1017, 1017
 8, 77, 11, 2, 153, 147, 154, 145, 10350, 1164, 1164
 9, 77, 11, 3, 152, 137, 152, 128, 7650, 1301, 1301
 10, 77, 11, 4, 142, 141, 149, 135, 10050, 1442, 1442

図3 株価数値データ

```
corp_wm(mal(i(3),b,d(3),s,i(3),b),mel(d,d,i,d),
division(-0.319487)).
```

図4 記号データ（ワーキングメモリ）

- mal (移動平均線)
 - i(1), i(2), i(3): 増加
 - d(1), d(2), d(3): 減少
 - c: 一定
 - o: 移動平均線が株価終値より上にある
 - b: 移動平均線が株価終値より下にある
 - s: 移動平均線と株価終値が同じ値
- division (カイ離率)
 - ± □. □□
- mel (株価終値)
 - i: 増加
 - d: 減少
 - c: 一定

図5 知識プリミティブ

現在グランビルの法則に関するワーキングメモリア要素は図5に示した3種類であり、malではまず(13週)

移動平均線の傾きをi(上昇),c(一定),d(減少)に分け,更にi,dに関しては3段階のレベルを設けている(レベル数が大きいほど傾きの度合いが大きい)。また,株価終値に対する移動平均線の上下関係をo(上),s(同じ),b(下)に分けている。この傾きと上下関係の記号ペアにより移動平均線の状態を表し,予測時点より2時点前から予測時点までの遷移を表す。またmelは株価終値の傾きの遷移を予測時点より3時点前まで調べており,i(上昇),c(一定),d(減少)により表現される。divisionは株価終値と移動平均線の離れ具合を示すものであり,

$$(\text{株価終値} \div \text{移動平均値} - 1) \times 100 (\%)$$

の式で定義される。

これらのワーキングメモリと同様の記号で表現されたルールとのパターンマッチングにより売買判断がユーザに示される。同時にチャート表示部により株価に関するデータもグラフィックディスプレイ上に表示されるユーザに示される。

3.2 汎用戦略

汎用戦略は一般化戦略と特殊化戦略に分けられる。

一般化戦略は,知識プリミティブの値を定数から変数に置き換えることにより,正解となるべき不適用事例を成功事例に加える操作である。しかしながら,一般化により不適用事例が失敗事例に加わるケースもあり,トータルの正解率が向上するケースに限られる。

一方,特殊化戦略では,知識プリミティブの値を変数から定数に置き換えることにより,失敗事例を減らす操作である。しかしながら,特殊化により成功事例が減るケースもあり,トータルの正解率が向上するケースに限られる。

以上の考え方をまとめたシステムがSEEK2であり,SEEK2では,失敗状況に応じて一般(特殊)化する方法を変えている(一般化戦略-8個,特殊化戦略-3個)。しかしながら,株価テクニカルESでは,ルールのCF等を考えていないことから,不適用(失敗)状況を分類することは困難であり,一般化戦略については以下の戦略を採用する。

一般化戦略:

```
IF      ルール条件と不適用事例の差は
        1つの記号のみである
THEN    ルールにおけるその記号部を変数に
        置き換える
```

例えば,グランビルの第1法則の不適用事例が,

$$\text{mal}(d(2), o, c, b, i(1), b)$$

であるならば,このルールは

```
IF      mal(d(_), o, c, _, i(_), b)
THEN    buy
```

のように一般化される。

また,特殊化戦略については以下の戦略を採用する。

特殊化戦略:

```
IF      成功事例と失敗事例の差は
        1つの記号のみである
THEN    ルールにおけるその記号部を定数に
        置き換える
```

例えば,グランビルの第1法則の成功/失敗事例が,

成功事例: $\text{mal}(d(2), o, c, b, i(3), b)$

失敗事例: $\text{mal}(d(2), o, c, b, i(1), b)$

であるならば,このルールは

```
IF      mal(d(_), o, c, o, i(3), b)
THEN    buy
```

のように特殊化される。

3.3 タスク戦略

株価テクニカル分析は,基本的には波形パターン認識であるため,このタスクに汎用の知識プリミティブにより失敗の回復が図れる場合にこの戦略が用いられる。本節では,そのプリミティブとして以下の4つを考える。

```
タスク戦略: (1) 期間
              (2) カイリ率
              (3) カイリ面積
              (4) トレンドライン
```

「期間」は波形(トレンド)長であり,「カイリ率」は2種類の波形間の離れ具合であり,「カイリ面積」は2種類の波形間の面積であり,「トレンドライン」は波形の大きな変化傾向を表す。ただし,このトレンドラインは元の波形を処理して結果得られる2次特徴量であり,(1)-(3)は1次特徴量である。

以上のようにタスク戦略を適用すれば,ルールの条件部に新しいプリミティブ(属性)が現れ,その値の洗練化には再び汎用戦略の適用が可能である。

例えば,グランビルの第1法則について,移動平均線の状態を[トレンド値,株価との位置関係]ではなく,[トレンド値,株価との位置関係,トレンドの持続期間]で表現するように変更すると以下ようになる。

```
IF      mal(d(_), o, _, c, o, _, i(_), b, >8)
THEN    buy
```

のように特殊化される(8は予測時点の移動平均線が8週間以上上昇しなければならないことを示す)。

3.4 ドメイン戦略

グランビルの法則において,ドメイン戦略は移動平均線の性質に関連するものである。即ち,移動平均線

は予測時点から過去にさかのぼった株価終値の平均値であり、その平均値を結んだ移動平均線は過去の株価終値のおおまかな動きを示し、現時点での株価終値の変化は平均化され且つ遅れて現れてくるといえる。

この「株価終値の変化より移動平均線の変化は遅れる」という移動平均線の性質は、さらにその遅れ方について、「①予測時点の部分だけ遅れる」および「②全体的に遅れる」という2通りの捉え方があり、以下の2つの戦略に分かれる。

ドメイン戦略

- ①: 新2時点前=変数
 新1時点前=旧2時点前
 新予測時点:トレンド=旧1時点前
 位置関係=変化無し
- ②: 新2時点前=変数
 新1時点前:トレンド=旧2時点前
 位置関係=変化無し
 新予測時点:トレンド=旧1時点前
 位置関係=変化無し

例えば、グランビルの第1法則に対しては、ドメイン戦略①および②のどちらを適用しても、

```
IF      mal( _, d( ), o, c, b)
THEN   buy
```

となる。

4. 洗練化戦略の評価

現在本ESはNWS-830上にインプリメントされており、コンパターおよびグラフィックインタフェース部はC言語で記述され、PS部および知識洗練化モジュールはC-Prolog言語により記述されている(知識洗練化モジュールは部分的に稼働している)。

以下、前節で述べた5種類の洗練化戦略(一般化戦略/特殊化戦略/タスク戦略[期間のみ]/ドメイン戦略①/ドメイン戦略②)を付図に示したすべてのグランビルの法則に適用し、正解率が改善される経過について述べる。ただし、この正解率は「予測時点から2カ月以内に株価が5%以上上昇(下降)すれば買い(売り)の判断は正しかった」という評価基準の下で、日経平均株価が一定(1985/8/3rd week) / 上昇(1986/4/3rd week) / 下降(1986/9/3rd week) している3時点で、東証一部上場全銘柄(1097銘柄)について実験を行った平均値である。さらに、これら5種類の戦略は同時に適用されるものとする。

洗練化過程の結果を図6-図9に示す。これらの図において、正解率が付記された×印はその洗練化戦略を適用しても正解率が改善されないケースであり、正解率が付記されていない×印はその洗練化戦略が適用できないケースであることを意味する。

また、各戦略毎に改善された正解率と適用率の改善度をまとめたのが表2である。5種類の戦略において、一般化戦略とドメイン戦略①②(ずらすことにより2時点前は変数となるため)はルールの適用範囲を広げ、特殊化戦略とタスク戦略(新しい属性が加わるため)はルールの適用範囲を狭めている。一方、グランビルの第1/2法則はテキストレベルでは適用率が低く、第3/4法則はテキストレベルでは適用率が高い。

従って、正解率と適用率の両者を加味して買いルールの洗練化度を考慮すると、第1-1法則および第1-2法則に対しては一般化戦略が有効であり(1-1:正解率は10%上昇/適用率は13.9倍。1-2:正解率は70.4%上昇/適用率は54倍)、第2法則に対してはドメイン戦略1が有効であり(正解率は下降/適用率は33.6倍)、第3法則に対してはタスク戦略が有効であり(正解率は7.7%上昇/適用率は0.5倍)、第4法則に対してもタスク戦略が有効である(正解率は8.4%上昇/適用率は0.3倍)。第2法則のように、適用率がかなり低い知識の場合は、正解率が低くなくても、適用率がかなり上昇すれば洗練化した意義はあったとみるべきであろう。即ち、図6-図9は5種類の洗練化戦略を1回適用した結果であり、この適用プロセスをさらに続けることにより正解率の高い適用率を保持したまま改善される可能性があるといえる。ただし、洗練化戦略適用停止条件の設定が問題である。この問題点を含めて、トータル洗練化実験結果は当日報告する予定である。

5. 深い知識

3.4において、ドメイン戦略に基づく分析ルールの洗練化を考えたが、この考え方を推し進めれば、分析ルールの構成基本知識から深い知識を整理できれば、その深い知識から分析ルールを自動生成することが考えられる。ワコー・ボリューム・レシオ(WVR)は比較的この観点からの深い知識の整理が容易であり、以下の4種類の深い知識に分解される。

- ① 仮説: あるコンテキストで成立する一般的な経験則(例えば、出来高は株価に先行する)
- ② 予測指標: 予測に用いる指標(あるいは概念)
- ③ 処理概念: 変化パターンからみて指標をより妥当なものにする処理
- ④ 変化パターン: 指標の変化を表すパターン

この4種類の深い知識を用いて、仮説→予測指標→処理概念→変化パターンという一連のパス(深い推論)によりWVRが生成される。即ち、WVRの仮説は「出来高は株価に先行する」であり、この仮説に立脚して図10のようにある期間の陽線時出来高の総和をプラスエネルギー、陰線時及び寄り同線時の出来高の総和をマイナスエネルギーとし、その差とエネルギー総和の比を移動平均した指標(WVR)が上下限付きで変動すると考えることによりWVRのルールコード

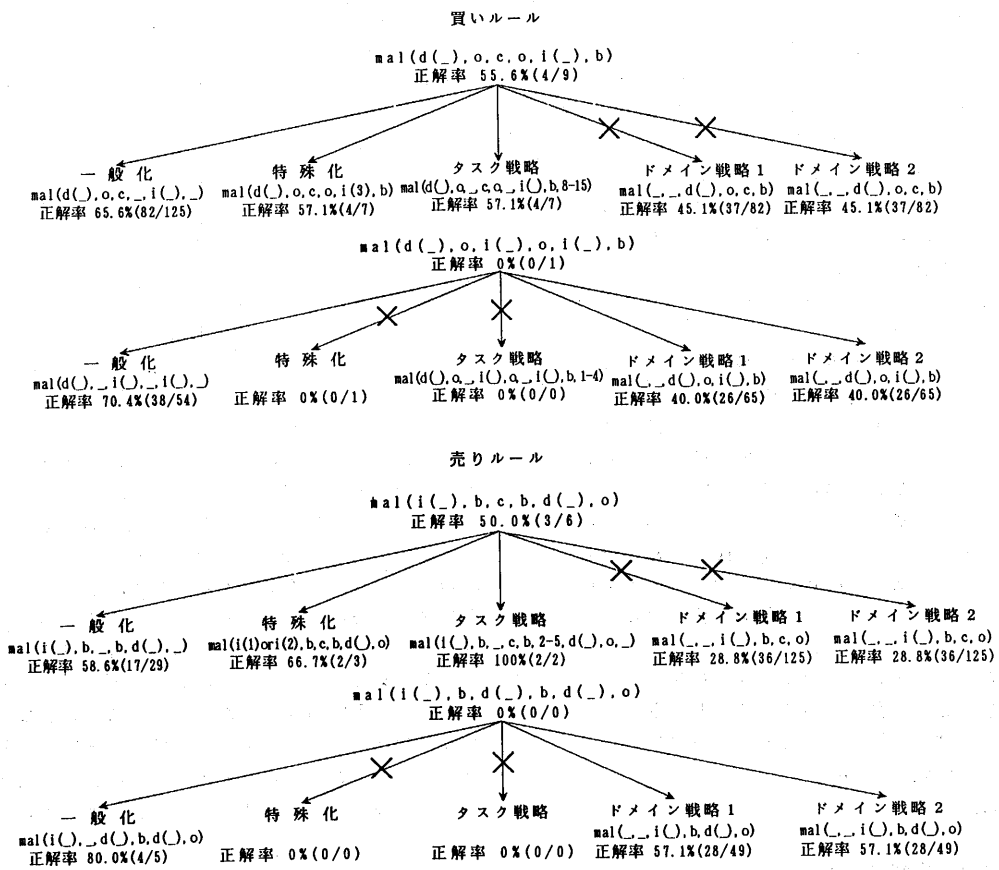


図6 グランビルの第1法則洗練化戦略適用結果

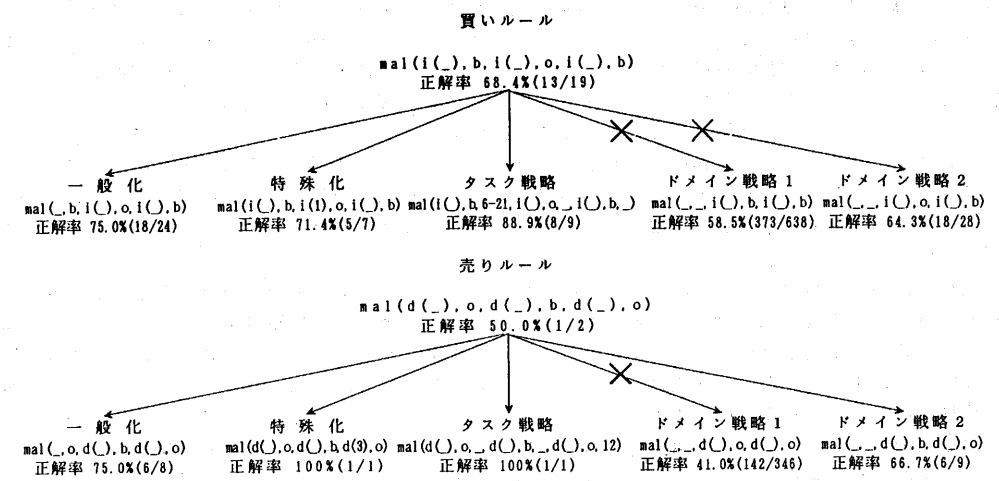


図7 グランビルの第2法則洗練化戦略適用結果

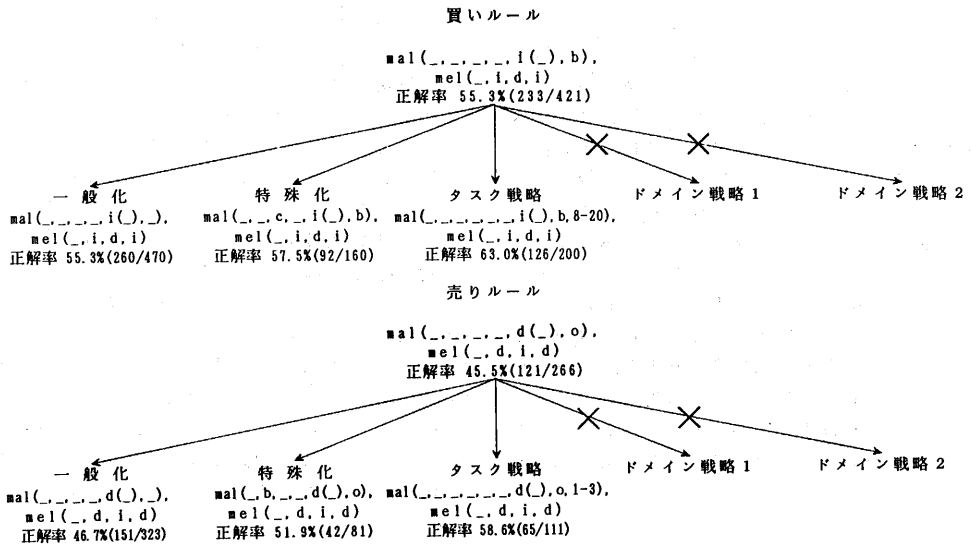


図8 グランビルの第3法則洗練化戦略適用結果

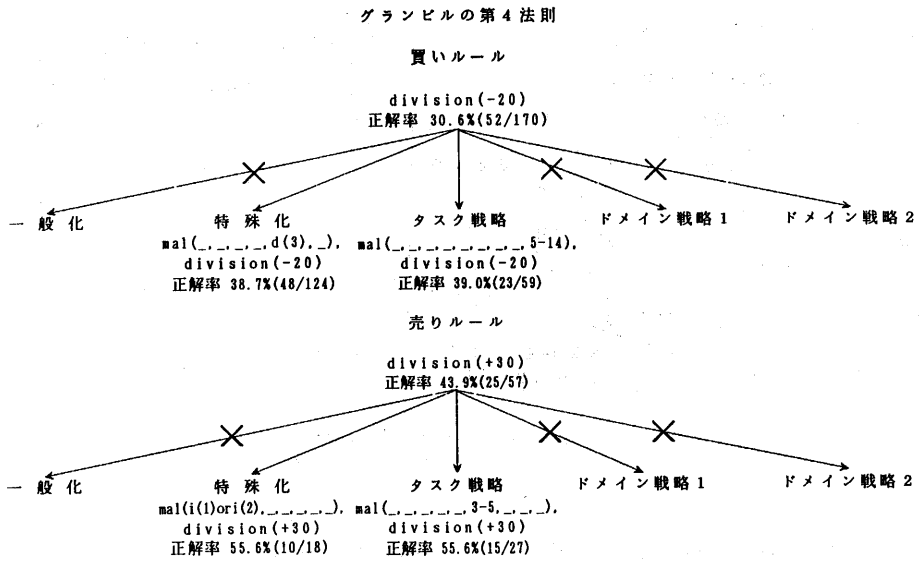


図9 グランビルの第4法則洗練化戦略適用結果

表2 洗練化戦略適用前後における
ルールの改善度

上段はルール正解率
下段はテキスト知識と比較したルール適用数の倍率
*はテキスト知識のルール適用数を1と考えた

グランビルの法則戦略	買いルール				売りルール				
	1-1	1-2	2	3	1-1	1-2	2	3	4
テキスト知識	55.6%	0%	68.4%	55.3%	30.6%	0%	50.0%	45.2%	43.9%
一般化	65.6%	70.4%	75.0%	55.3%	×	58.6%	80.0%	75.0%	46.7%
	13.9倍	54.0倍	1.3倍	1.1倍	×	4.8倍	3.0倍*	4.0倍	1.2倍
特殊化	57.1%	0%	71.4%	57.5%	38.4%	66.7%	0%	100%	51.9%
	0.8倍	1.0倍	0.4倍	0.4倍	0.7倍	0.5倍	—	0.5倍	0.3倍
タスク	57.1%	0%	88.9%	63.0%	39.0%	100%	0%	100%	58.6%
	0.8倍	—	0.5倍	0.5倍	0.3倍	0.3倍	—	0.5倍	0.4倍
ドメイン1	45.1%	40.0%	58.5%	×	×	28.8%	57.1%	41.0%	×
	9.1倍	65.0倍	33.6倍	×	×	20.8倍	9.0倍*	73.0倍	×
ドメイン2	45.1%	40.0%	64.3%	×	×	28.8%	57.1%	66.7%	×
	9.1倍	65.0倍	1.5倍	×	×	20.8倍	9.0倍*	4.5倍	×

1 が得られる。

しかしながら、予測指標と処理概念において点線で囲った部分は抽象概念（クラス）に置き換えられ、このクラスに関しては図10以外の具体的指標（インスタンス）も考えられる。例えば図11では、予測指標と処理概念はWVRと同じ深い知識を用い、変化パターンとして上下限付きの2種類の波動を使って得られる新しい分析ルール（ルールコード2）を示している。この新しい変化パターンでは、図12のように長期波動の下限に短期波動の上限、下限が出現すれば買い信号となる（波動のずれの程度により、長期波動の下限及び短期波動の上下限の出現は順不同となる）。このルールコード2は従来の専門書からは得られないものであり、分析ルールの構成知識である4種類の深い知識を整理し、各知識の組合せを考えて初めて生成されたものである。

深い知識の適用タスクドメインは、機械やプラントなど人工物の診断や設計が圧倒的に多い[13]-[18]。これは、直接的にタスクを処理する浅い知識の正当性を示す知識として、その人工物の構造/機能や物理法則などがあり、深い知識の整理が容易であるためであろう。以上のことから、深い知識を基礎知識やモデルと言い替えるケースも見受けられる。しかしながら、深い知識を浅い知識の正当性あるいは生成に関連する知識と捉えることは、浅い知識に依存してその内容が決定されるわけであり、一般的にみて基礎レベルあるいはモデルといえる必要はないのである。本節では、このような観点から、信頼性が高いとは言えない株価テクニカル分析ルールの深い知識を考察したが、図13のようにこの一段深いレベルで知識プリミティブを整理することは、浅い知識に多くの影響を与え、質の高い浅い知識を生み出す可能性を持っていると言える。

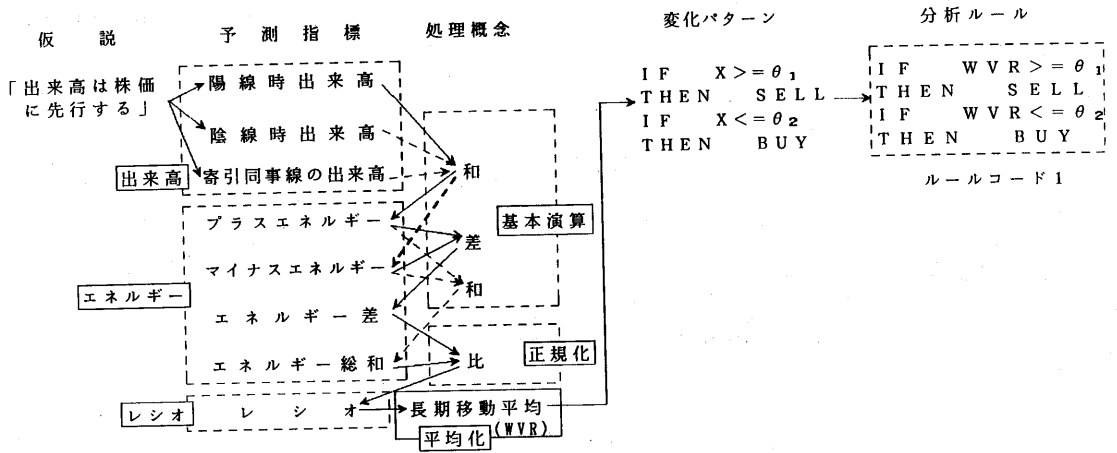


図10 WVRの生成過程

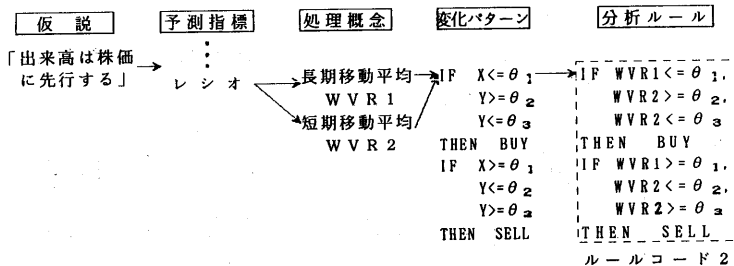


図11 新しい株価予測分析手法の生成過程

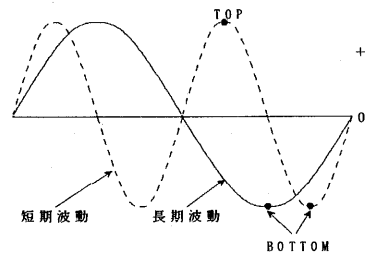


図12 2種類の波動の変化パターン

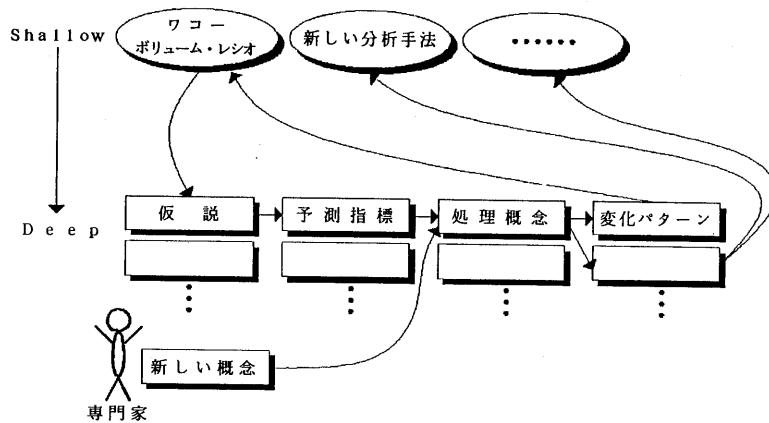


図13 深い知識に基づく知識ベース構築環境

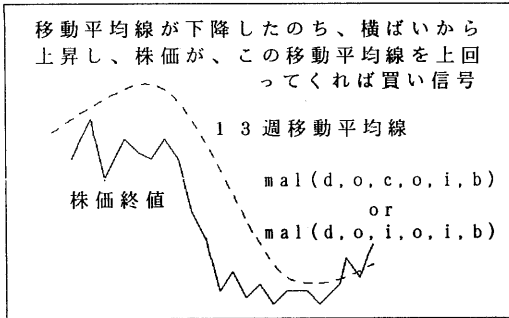
6. おわりに

本稿では、テクニカル分析ルールの洗練化技法と新しいテクニカル分析ルールを生成するための深い知識について考察した。評価実験は、グランビルの法則における洗練化知識だけを行っており、他の7種類の分析ルールへの洗練化知識の適用実験、キャピタルゲイン等異なった観点からの評価実験、さらには、深い知識の適用限界など、検討しなければならない課題は多い。しかしながら、本稿で行った洗練化知識の評価実験において、例えば「適用銘柄数が1つで正解率が0%でテキストレベルでは全く役に立たなかったグランビルの第1-2法則が、一般化戦略により適用銘柄数が54個になり且つ正解率が70.4%(38/54)になった」という結果は、「テキストレベルの知識をノウハウに変換していくプロセスを実現する」という本稿の目的が5種類の洗練化戦略により部分的に達成されたことを実証するものであろう。今後、上記の残された課題を検討していくことにより、本目的をさらに達成していきたいと考えている。

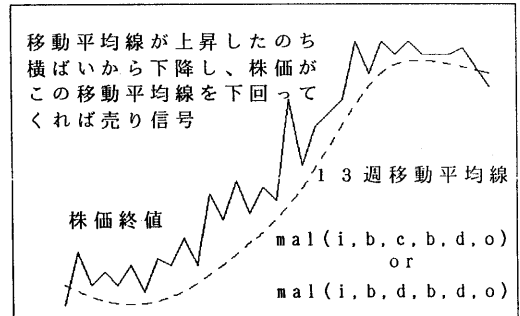
参考文献

[1] 日本テクニカルアナリスト協会：日本の株価分析，日本経済新聞社（1986）
 [2] 合室：株式相場のテクニカル分析，日本経済新聞社（1986）
 [3] 岡本：ケイ線の読み方，日経文庫A-28（1972）
 [4] 星：株価チャートの読み方練習帳，アスカビジネス社（1985）
 [5] R.Davis & D.B.Lenat: Knowledge-Based Systems in Artificial Intelligence, MacGrow-Hill（1982）
 [6] G.Kahn, S.Nowlan and J.McDermott : MORE : An Intelligent Knowledge Acquisition Tool, Proc of IJCAI'85, 1, 581-584（1985）

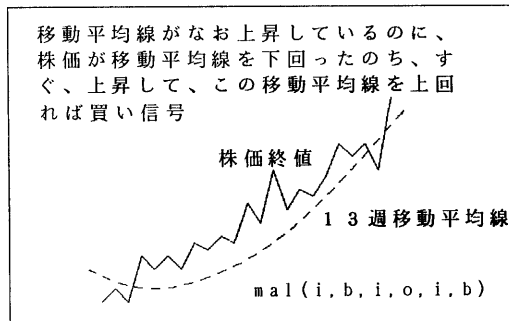
[7] J.Bennett: ROGET: A Knowledge-Based System for Acquiring the Conceptual Structure of a Diagnostic Expert System, Journal of Automated Reasoning, 1, 49-74（1985）
 [8] A.Ginsberg, S.M.Weiss, and P.Politakis: Automatic Knowledge Base Refinement for Classification Systems, Artificial Intelligence, 35, 197-226（1988）
 [9] Eshelman, L. and McDermott, J.: MOLE: A Knowledge Acquisition Tool That Uses Its Head, Proc. of AAAI'86（1986）
 [10] R.Scahnk: Explanation Pattern: Understanding Mechanically and Creatively, LEA（1986）
 [11] Proc. of Case-Based Reasoning Workshop, sponsored by DARPA, MKP（1988）
 [12] 山口他：テクニカル分析に基づく証券市場分析システム，昭和62年人工知能学会全国大会，6-22（1987）
 [13] Van de Velde, W.: Explainable knowledge production, Proc. 7th ECAI, 1, 8-22（1986）
 [14] Fink, P.K.: Control and integration of diverse knowledge in a diagnostic expert system, Proc. IJCAI'85, 1, 426-431（1985）
 [15] Yamada, N. & Motoda, H.: A plant diagnosis method based on the knowledge of system description, J. of Information Processing, 7, 3, 143-148（1984）
 [16] 上野：対象モデルの概念に基づく知識表現について—深層知識システムへのアプローチ—，信学会，人工知能と知識処理研究会資料，AI86-4（1986）
 [17] 山口他：深い知識に基づく知識コンパイラの基本設計，人工知能学会誌，2, 3, 333-340（1987）
 [18] 足立，山口他：スケジューリング型エキスパートシステムにおける深い知識，情報処理学会，知識工学と人工知能研究会資料，59-18（1988）



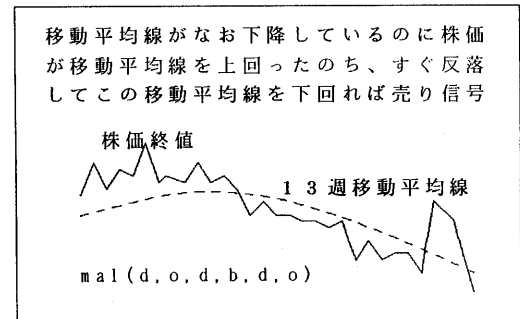
グランビルの第1法則（買いルール）



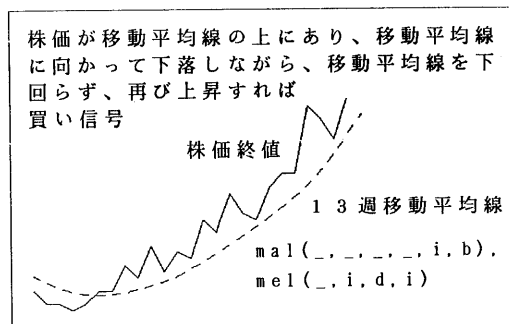
グランビルの第1法則（売りルール）



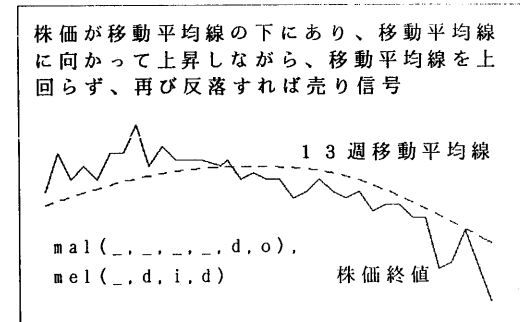
グランビルの第2法則（買いルール）



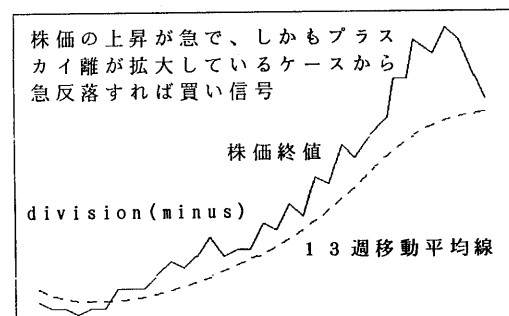
グランビルの第2法則（売りルール）



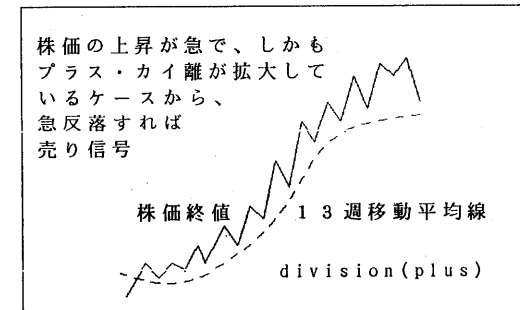
グランビルの第3法則（買いルール）



グランビルの第3法則（売りルール）



グランビルの第4法則（買いルール）



グランビルの第4法則（売りルール）

付図 グランビルの法則と記号表現