

## 解説



# ファジィ推論を利用した証券投資 エキスパートシステム†

金子文司† 菅野道夫††

### 1. はじめに

証券という言葉にあまりなじみのない方も多いと思われる所以、はじめに、証券業務について簡単に記述する。

#### 1.1 証券市場の役割

証券市場は、発行市場と流通市場に分類される(図-1)。

発行市場……国・企業などが資金調達のため、国債・社債・株式などを発行する。

流通市場……投資家が値上り益・利子・配当などの収益を期待して、国債・社債・株式などの売買を行う。

最近の傾向として、企業などの資金調達手段が多様化し、投資家の投資意欲も旺盛なため、証券市場は活性化しているといえる。

#### 1.2 証券会社の取扱い業務

総合証券会社が取り扱う業務は、以下の4種類にまとめられる。

引受け業務 (Underwriter)……

有価証券の発行者に代わり、広く一般の投資家に投資を勧め、資金を集めること。

売りさばき業務 (Distributor)……

新たに発行される有価証券を顧客に販売し、手数料収入を得ること。

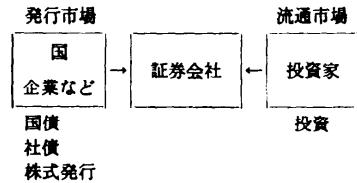


図-1 証券市場

† Expert System for Investment based on Fuzzy Reasoning by Bunji KANEKO (Financial Strategy Department, Yamaichi Securities Co., Ltd.) and Michio SUGENO (Department of System Science, Tokyo Institute of Technology).

†† 山一證券(株)投資開発部  
††† 東京工業大学システム科学専攻

仲立ち業務 (Broker)……

投資家の有価証券売買を取引所へ仲介する。

自己売買業務 (Dealer)……

自ら市場で売り手、買い手となり、有価証券の売買を行う。

#### 1.3 証券業界を取り巻く環境

国際経済の協調的安定成長を背景に、金融規制の緩和と、それにともなう金利、あるいは手数料の自由化が一段と進んでいるという状況の中で、証券業界を取り巻く環境も大きく変化している。その一つが証券化といわれる現象で、企業の資金調達、あるいは金融機関などにおける資金運用手段における証券のウェイトが高まり、それと合わせて、株式先物取引のような新しい商品が、次々と誕生してきている。第二に、国際化といわれる現象で、国内投資家の外国証券への投資、あるいは逆に、外国からの国内証券への投資が非常に活性化している。こうした現象は、証券・銀行・生保・損保間の業界区分の不明確化と相まって、企業間競争を一層厳しいものとし、また、取扱い証券の地域、種類、量の増大は、証券会社の業務を一層複雑なものにしている(図-2)。

こうした業界動向に対し、各社とも、大規模システ

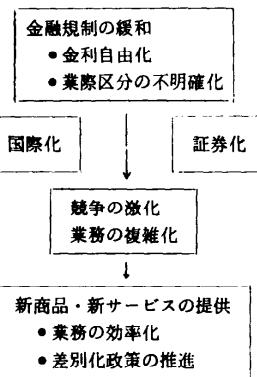


図-2 証券業界を取り巻く環境

ムの構築による業務の効率化、リスク管理による収益確保の徹底化、新商品・新サービス開発による他社との差別化などを強力に推進している。

## 2. デシジョン・サポート・システム

1970年代後半から、大手金融機関を中心に、デシジョン・サポート・システム (DSS) の構築が本格的に始められている。このシステムの主たる目的は、大規模なデータベースに蓄積された、マクロ経済、商品、顧客、営業などに関するデータを、時系列的、あるいは、横断面的に検索・加工し、それぞれの管理レベルに応じた意思決定に役立つ資料を、インタラクティブに提供する、というものである。

一般に、意思決定のプロセスは、客観的なデータの収集と分析作業をとおして、現状についての正確な把握を行い、ある仮説のもとで将来予想される事態と、目標との差異を見極めることにより、目標に近づくために取るべき最善の方策を選択する、という順序で行われる（図-3）。

### 2.1 計数処理の役割

主として、現状把握の段階では、数値化されている大量のデータに対する計数処理のウェイトが著しく高いと言える。特に、証券・金融機関では、オンラインシステムで時々刻々発生する取引データが、処理対象として重要な役割を果たすが、この部分では、大量のデータをデータベース上に、どう表現すれば効率的な処理ができるか、また、どうすれば遠隔地からデータベースへのアクセスが迅速に行えるか、という問題を除けば、それほど大きな問題はない。

また、分析・予測の段階では、各種の OR モデルや計量経済モデルが、すでにプログラム化されているので、それらにデータをあてはめる、という形で処理できる。この場合には、プログラムから出力される結果の評価や、はじめに設定した仮説の有効性が重要な問題となる。

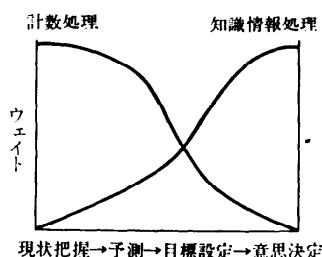


図-3 デシジョン・サポート・システム

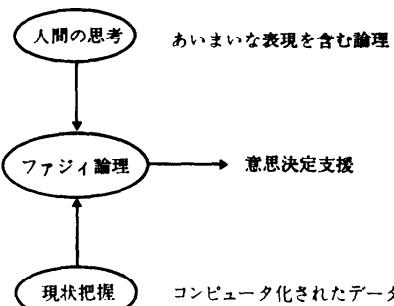


図-4 DSS とファジィ理論

### 2.2 知識情報処理の役割

大量のデータに対する加工処理の結果は、意思決定者によって、抽象化された世界の事象、あるいは複雑な対象の特徴として理解され、判断の材料となる。

したがって、意思決定のプロセスが進むにつれて、システムが行う処理の中心も従来の計数処理から、対象世界についての知識の表現や、評価・判断基準に基づく推論に移るといえる。

これまでの DSS は、ややもすると計数処理に大きなウェイトを置いたため、意思決定者が現実に抱える定性的判断を含む問題には、十分応えられないということがあった。

### 2.3 DSS とファジィ理論

意思決定者が、計数処理の結果から、その意味を汲み取り、最終的な判断を下すまでのプロセスでは、常識とか、個人の経験や勘から創り出された判断規則（ルール）との照合という操作が施される。

ここで使われるルールの多くは、比較的に定性的なもので、その意味に「あいまいさ」を含むという特徴がある。したがって、「あいまいさ」を許容したファジィ集合と、「あいまいさ」を含むルールに基づく推論を可能にするファジィ論理は、より高度な DSS を構築するための、強力なツールとなりうることが期待される（図-4）。

### 3. エキスパートシステムへのアプローチ

一つの企業において、DSS を利用すると効率的、効果的になる業務は、多く存在すると考えられるが、証券業界の場合、もっとも重要な意思決定は、第一線で活躍するトレーダー、ディーラーが日々行う、投資機会の判定と投資対象の選定であるといえる。ここでは、多くの専門家たちが、その専門的な知識を駆使して、瞬間的な判断を下し、市場での取引業務を行って

いる。

こうした専門家たちの知識の多くは、個人ベースで蓄積した経験や勘によるものだが、それらの一部は、時間の経過とともに昇華され、いまや常識となっているものも少なくない。

古くから、証券業界には、投資顧問といわれる専門的なコンサルテーション・サービスが定着しており、こうした知識そのものが、重要なサービス資産にもなっている。

したがって、専門家の知識をルールとして表現し、知識を共有して、システムティックに活用できれば、収益の向上、サービスの質的向上を期待することができるが、エキスパートシステムを構築するにあたっては、いくつかの点に留意する必要がある。

第一に、専門家たちの知識あるいは常識は、言語的に蓄えられ、定性的な表現がなされるので、それを取り扱えるようにする。第二に、知識は生き物になぞられ、成長することが期待されるので、追加・修正を簡単に行えるようにする。第三に、専門家一人一人には固有の知識というものがあるので、それをある程度反映できるようにする。といったことで、その結果として、知識をなるべく簡単なルールとして表現し、しかも、できるだけ相互独立に記述できることが望ましいといえる。

#### 4. 証券投資エキスパートシステムの概要

山一證券(株)では、長年にわたって培った証券投資のノウハウを集約した証券投資エキスパートシステム(IES: Integrative Expert System)を開発した。

##### 4.1 アラーム・システム

IES の基本機能は、アラーム・システムといわれ、市場に変化の兆しがみえたときに、設定されているモデルに基づいて、売買行動の信号(アラーム)を出すことである。

現在、開発中あるいは開発済みのモデルは、対象とする商品に応じて図-5 のように分けられる。

たとえば、日本株式現物(東証一部)モデルでは、東証一部上場の全銘柄(約 1100 銘柄)に対し、業種を実際の業態に則したより純粋な 101 分類とし、業種と銘柄との間の所属関係をその売上高構成比で定義する(図-6)。使用するデータは、日々更新される株価データベース、金融統計データベース、企業財務データベースから、最新データを読み込んだものである。

モデルには、データの変化に応じて売買のタイミング

- 日本株式現物モデル
- 日本株式先物モデル
- 日本債券現物モデル
- 日本債券先物モデル
- 米国株式現物モデル
- 米国債券現物モデル
- 為替モデルおよび  
上記の混合モデル

図-5 モデルの種類

業種 銘柄	…	A 業種	B 業種	C 業種	…
:	•	•	•	•	•
イ 銘柄	•	50%	35%	15%	•
ロ 銘柄	•	30%	45%	25%	•
ハ 銘柄	•	20%	10%	70%	•
:	•	•	•	•	•

図-6 業種と銘柄の関係

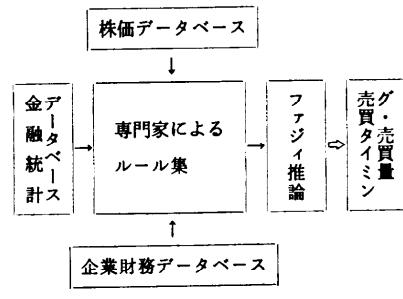


図-7 アラーム・システム

と売買量を判断するルール集が登録されているので、これに最新のデータをあてはめ、ファジィ推論処理を行う(図-7)。

##### 4.2 推論の方法

ファジィ推論の方法としては、もっとも一般的な Max-Min 法を用いている。これを簡単な例で説明すると、いま、次の二つのルールがあるとする。

ルール 1：株価収益率<sup>\*</sup>が低く、移動平均線かい離率<sup>\*\*</sup>も負の値ならば買いである。

ルール 2：株価収益率が高く、移動平均線かい離率も正の値ならば売りである。

まず、データベース上の直近のデータから、その銘柄の株価収益率と移動平均線かい離率を計算する。つぎに、求められた株価収益率の値が、ルール 1 の株価収益率が低いという条件にあてはまる度合を求める。

\* 株価収益率：株価をその会社の一株当たり(予想)利益で割った値  
\*\* 移動平均線かい離率：過去何日間かの株価(終値)の平均値と実際の株価とのかい離の相対的比率

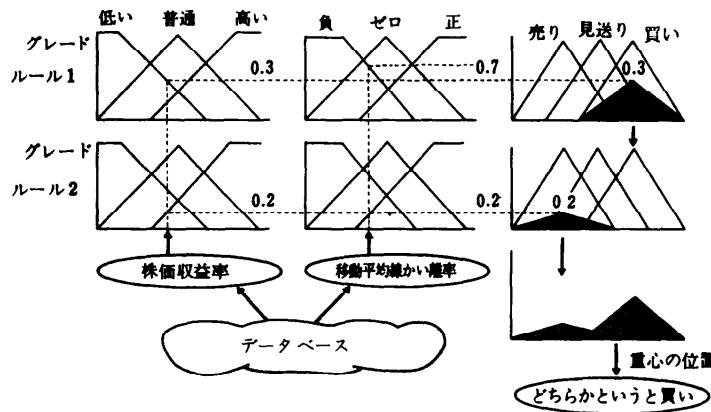


図-8 推論の方法

同様に、移動平均線かい離率の値が、ルール1の移動平均線かい離率が負の値という条件にあてはまる度合を求める。図-8 のように、ルール1の条件にあてはまる度合が、それぞれ 0.3, 0.7 だったとすると、そのとき、ルール1の結論である「買い」は、グレード値が 0.3 の買いと解釈する。ルール2についても同様に処理して、たとえばグレード値 0.2 の売りと解釈したとすると、最後にこれら二つのルールによる推論結果を総合判断して、たとえば、どちらかというと買ひ、という意思決定をする。IES では、この総合判断はそれぞれの結論とグレード値によって決められる三角形の重心を、加重平均した点の位置を読み取ることで行う（変形重心法）。

こうしたファジィ推論処理は、業種ごとに適用されるルールが異なることを考慮して、業種と銘柄の組合せごとに行う。また、銘柄ごとに、同じ「売り」や「買ひ」でも、その意味が異なることもあるので、それらを加味したうえでの総合判断を行う。

#### 4.3 ルール管理

データベースに蓄えられたデータから、その変化を読み取り、銘柄ごとの売買信号として出力するためには、前もって、どういう場合にどういう信号を出すか、という判断基準をルール化しておかなければならない。このルール集が、証券投資の専門家のノウハウを集約したもので、IES の場合、社内のルール検討委員会で決められる。

ルールは if...then... の形で記述し、主として、if 部でデータの変化を、then 部でそのときに出す売買信号を表現するが、このときデータの変化や売買信号の強さに対し、「大きな」や「たくさん」といった定

性的な表現方法を用いることができ、それをそのままの形式でシステムに登録することができる。

一般的に、ルールの if 部に現れる変数は、データベース上のデータそのものではないので、各種のデータ加工についても同時に指示しておく必要がある。IES では、データ加工の機能として、通常の四則演算以外に、ラグ関数、移動平均関数、ボラティリティ\* 関数といったシステム固有の関数が用意されている。

モデルの構造に応じて、登録されるルールにも、4 つのレベルが設定されており、それぞれ独立に管理される（図-9）。

マクロルールは、経済全体の動向から株式市場の動向を判断するルール群で、物価指標、金利指標、為替、株価インデックス\*\*といった変数を用いて記述さ

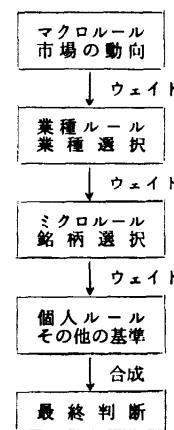


図-9 ルールのレベル

\* ボラティリティ：価格変動率の標準偏差を年率に換算。

\*\* 株価インデックス：個別の株価を加重平均し指標化したもの。TOPIX、日経 225 種などがある。

れる。

業種ルールは、業種動向を示す個々の経済指標や業種別株価インデックスから、業種ごとの売買を判断するルール群で、たとえば粗鋼生産量の伸び率をみて、鉄鋼業を売るか買うかを決める。

ミクロルールは、マクロ動向や業種動向を離れて、個別の銘柄に注目したとき、その財務状況や株価動向から売買を判断するルール群で、移動平均線かい離率やボラティリティといった変数を用いて記述される。

個人ルールは、投資家の投資行動に関する基準や、社内外での投資規制といったものを表す。

ファジィ推論は各ルールのレベルごとに独立に処理されるが、その結果として決められる売買信号のグレード値は、各レベルごとに設定されているウェイトで加重平均し合成される。

このレベルごとに設定するウェイト値は、いわば投資家の相場観を表現するもので、たとえば業績相場ならミクロルールを重視する、あるいは金融相場ならマクロルールを重視する、といった具合に設定する。

#### 4.4 ルールシミュレーション

登録されているルール集が有効に作動するか否かを検証することは、エキスパートシステムを構築するにあたって必要不可欠な機能といえる。

IES でも、ルールをさまざまな角度からチェックするために、いくつかの機能が用意されている。

第一に、ルール間の整合性の問題で、ルールはレベルごとにまとめて管理されているが、全体をとおしてみたときに、たとえば同じ条件のもとで逆の結論を導くようなことがあってはならない。そこで、一つの売買信号に注目して、それに関するルールの if 部を全レベルにまたがってリストし、矛盾していないかをチェックする（構造分析）機能がある。

第二に、ルールを変更・削除したときの影響度の問題で、この場合にも全レベルをとおして、それが現在の売買信号に与える影響の度合をチェックする（感度分析）機能がある（図-10）。

次に、1本1本のルールに過去のデータをあてはめ、その信頼性をチェックする（トレーシング）機能がある。過去のデータを用いるということは、その後のデータの変化についても既知であるから、出力された売買信号の有効性を評価するうえで強力な手段を与える。この場合には、注意しなければならないことが二つある。一つは、売買信号が输出されることと、売買を実行することとの間には一定の時間差があるか

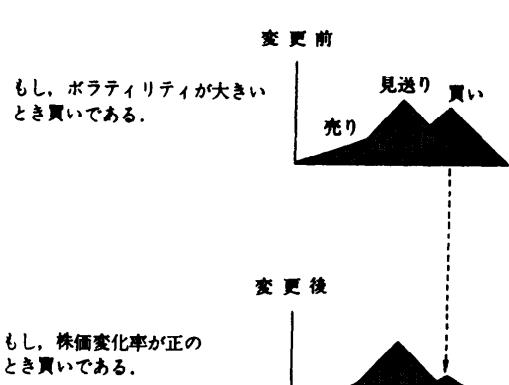


図-10 感度分析

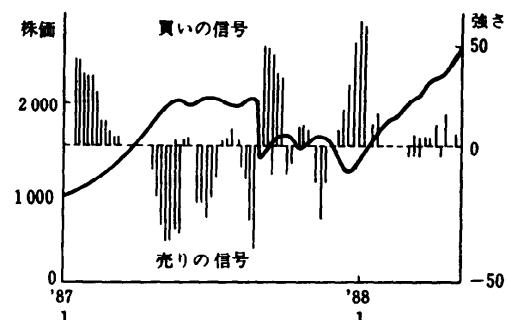


図-11 ルールシミュレーション

ら、それを見込んだ信号でなければならないということ、もう一つは、過去のデータでよい結果が得られたとしても、そのルールが将来にわたっても有効であるという保証はないということである。

最後に、各レベルごとに登録されているルールをひとまとめにして、それに過去のデータをあてはめ、ファジィ推論を行う機能がある。当然のことながら、ルールには逆の結論を導くものが含まれているわけであるから、それらを集めて行われた総合判断の結果をトレースすることになる（図-11）。

#### 4.5 学習機能

ファジィ推論では、ルール記述に用いることばの意味を定量化するために、メンバシップ関数を用いるが、その形状をどう定義しておくかで推論結果も決まる。IES で扱うメンバシップ関数の形状は三角形と台形だけだが、形状を決めるパラメータの数は少なく、意味も分かりやすいという特徴をもっている。

このパラメータの値が、専門家のノウハウの重要な

部分といえるわけだが、実際、登録されているルールの多くでは、過去の経験から割り出され、かなり一般化した数値をそのまま用いている。しかし、一部のルールには、まだそれほど一般化せず、パラメータ値を決めきれない、あるいは時間とともに順次変化していくものもある。このような場合に、過去一定期間のデータから逆にパラメータ値を求めることができれば、それを参考しながらルールの登録、修正作業を進めることができる。

IESにおける学習では、ルールの if 部を対象とし、しかも、複数ある if 部の変数のうち他の変数を固定し、どれか一つの変数についてのみを学習対象としている。

学習プロセスを簡単に述べるために、ルールの if 部に三つのファジィ・ラベルをもつ変数があり、then 部に三つのファジィ・ラベルをもつ取引信号がある場合を考える。ルールは、

#### 変数 ラベル

- (1) if  $V=v_1$  then 取引信号=売り
- (2) if  $V=v_2$  then 取引信号=見送り
- (3) if  $V=v_3$  then 取引信号=買い

で、学習前の変数  $V$  のラベル ( $v_1, v_2, v_3$ ) のメンバシップ関数のパラメータ値を ( $p_1, p_2, p_3$ ) とする(図-12)。

株価データ、あるいは株価インデックスを一定期間プロットすると上昇と下降を含むグラフが得られる。このグラフ上で出力されるべき取引信号、たとえば頂上で売り、底で買いを指示する。いま、 $i$  番目の学習点で売りを指示したとすると、学習点の日付 ( $T_i$ ) から if 部の変数  $V$  の値 ( $V(T_i)$ ) が求まる。また、then 部が売りというラベルのルールの if 部より、

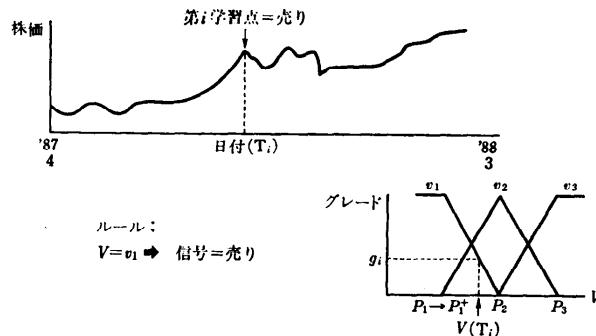


図-12 学習プロセス

対応する  $V$  のラベル ( $v_1$ ) も識別されるから、そのメンバシップ関数から、そのときのグレード値 ( $g_1$ ) が求まる。

この学習点で売りのルールを強調させるためには、図-12 のパラメータ  $p_1$  の位置を  $V(T_i)$  の位置に移せばよいことになる。ところが、学習は一定期間のデータに対し、複数の点で行われるから、次のような条件を設けて各点での影響力を決めた上で、新しいパラメータ  $p_1^+$  を求めることにする。

**距離の条件**: 現在のパラメータの位置から離れすぎる点は影響力が小さい。

これは学習点での信号が、ここで取り上げたルール以外のルールから出力される可能性を想定している。

**時間の条件**: 学習時点からみて、時間的な隔りが大きければ、その影響力は小さい。

この二つの条件から各学習点での重み ( $\omega_i$ ) を決め、別に設定した収束係数  $\alpha$  を用いて、次の式から  $p_1^+$  を求める。

$$p_1^+ = \alpha \cdot p_1 + (1 - \alpha) \cdot \sum_i (\omega_i \cdot V(T_i)) / \sum_i \omega_i$$

$\alpha$ : 収束係数

以上のプロセスにおいて、学習対象となる変数は一つに固定されているが、実際には、多くの変数は相互に密接な関係をもっている。したがって、学習機能もこうしたデータの複雑な構造を同時に扱う必要があり、エキスパートたちの概念を自然に引き出すための工夫とあわせて、今後の大きな課題となっている。

#### 4.6 システム運用への応用

アラーム・システムは、金利、物価、為替および市場の動向から、市場全体、業種ごと、銘柄ごとの売買タイミングを総合的に判断しようというものであった。

この機能を定期的に利用することにより、信託委託された資金(ファンド)をシステム的に運用することができる。基本的な運用方法は、次の手順となる。

まず、アラーム・システムを実行し、現在、買いタイミングにある銘柄を選択し、一定の条件の下で資金を割り当て、金融資産(ポートフォリオ)を構成する。

次に、一定期間経過後、もう一度アラーム・システムを実行し、ポートフォリオにある銘柄で、現在、売

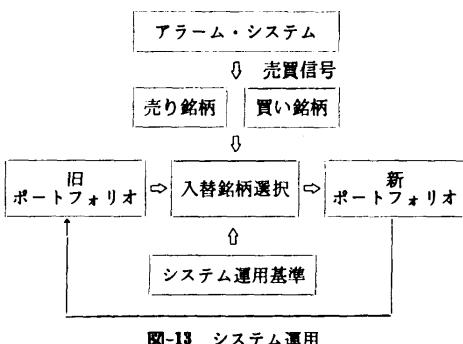


図-13 システム運用

りタイミングのものを売却し、替わりに買いタイミングのものを購入し、新しいポートフォリオを構成する(図-13)。

この場合には、アラーム・システムのルール集とは別に、システム運用の基準を記述したルール集が用意される。このルール集には、たとえば市場全体が売りタイミングなら、危険回避資産を増す、あるいは市場全体が買いタイミングなら、危険回避資産を減らす、といったものが含まれている。また、買いタイミングにある銘柄から、具体的にどの銘柄を選択するかを Hopfield Model を使って決めることもできる。このときには、等額投資を前提として、目標収益の実現と危険の極小化を条件としていることになる。

システム運用の機能と密接な関係にあるのがパフォーマンス比較の機能である。売買信号を出すためのルール集とシステム運用のためのルール集を合わせて、全体としての有効性を評価するために、過去の一時点での仮のファンドを設定し、実験のデータを用いてその後の取引をシミュレートしてみる。この場合の比較対象は株式インデックスであり、市場の株式を万遍なく保有したポートフォリオと、エキスパートたちのルールにより構成されたポートフォリオとの、一定期間経過後の収益率を比べることになる。

こうしたルールの検証作業は継続して行われております。その結果は登録されているルールを見直すための情報としてフィードバックされる。

## 5. おわりに

本文中、実際に用いるルールについての詳細や、評価結果の具体的な数値の記述を避けている。これは本システムが文字どおり社内のノウハウの結晶であり、それをシステム化することにより、今後提供する商品およびサービス面で、同業他社に対する強力な差別化の道具となることが期待されているからである。

具体性に欠けるところがあるかとも思うがご容赦願いたい。

(平成元年3月23日受付)