

# 金融DSSにおけるORとAIの適用分野

栗林 訓

## 1. 金融業におけるDSSの位置づけ

「カネはわれわれの主力商品ではなくなりました。情報こそが最大の商品である」(シティバンク元会長、ウォルターリストン)。これは激変する金融業の本質を衝いた言葉といえよう。現代の金融ビジネスのベースにはつねに情報がある。巨大な情報処理産業へと脱皮しつつある金融業の核となるのは、通信とコンピュータに支えられた高付加価値情報である。情報の量と質——網羅性、即時性、オリジナリティ等——が、今後の金融機関の成否を決定する最大の要因となろう。

このような動きのなかで金融業のR&D(研究開発)も加速化されている。数百億円を越えるコンピュータ関連の投資と人材投入によって、金融業はスーパー・ハイテク化の道を歩みはじめた。金融機関におけるDSSは以上のような文脈のなかで展開してきたといえよう。

DSSとはもすれば抽象的なレベルで論じられやすいが、これは無益である。DSSはア・プリオリに定義されるシステムではない。その名の通り、意思決定を支援する種々のモデルが集約されたア・ポストオリアな生きたシステムとして位置づけられねばならない。

金融DSSの典型的な具体例として債券トレーディングを考えてみよう。生命保険会社、年金、投資顧問会社などの機関投資家は、付加価値の高い情報と高度な売買テクニックを必要としている。とりわけ債券トレーディングには為替を考慮したタイミングのよい裁定取引、緻密な数理分析などが要求される。一步誤ると巨額の損失を蒙ることになる。コンピュータによるサポート・システムは必須要件である。

また24時間取引(グローバル化)の進展の影響も見逃せない。金融業界は全世界の市場を相手にするグローバル・トレーディングの時代に突入している。こ

うなると国際的に各種金融商品の手持ち在庫を機動的に管理していくシステムの構築が要請される。

さらには、金融機関の総合的なリスクを管理・制御するシステムとして効率的なALM(資産・負債管理)がある。国際決済銀行(BIS)は各金融機関に対して1992年までにALMを完成するように勧告している。

債券トレーディング、グローバルな在庫管理、ALMはいずれも金融機関のサブDSSとでもいふべきものであり、AI化や各種OR手法の適用が試みられている。換言すれば、金融業におけるORやAIの利用はDSSの枠組みのなかでより有効に機能する。数理的・非数理的という違いはあるにしても、OR、AIともに問題解決志向のツールないしはテクニックである。それだけではDSSにはなり得ない。個々のAIやORのモデルを有機的につなぎ合わせ、シナジー効果を発揮するものがDSSといえることができる。具体的なモデルを欠いたコンセプト先行のDSSは砂上の楼閣以外の何ものでもない。

以下では、発展途上にある金融DSSにおけるORやAIの利用について、主なものをレビューする。いわばDSSという車のエンジン、ステアリング、タイヤなどに相当するものである。車をいかに上手に運転するかはマネジメントの力量にかかっている。

## 2. 投資分析とOR

1970年代後半から87年10月のブラック・マンデー(株式相場の大暴落)までの10年間、アメリカの金融機関は未曾有の好況を享受した。これを支えたのがいわゆるロケット科学者(RS)と呼ばれる集団である。彼らのバックグラウンドは原子物理学、数学、天文学等々さまざまであるが、共通しているのはそれまで金融にはまったく関係のない分野で活躍していたということである。RSは複雑な数式をコンピュータで処理し、次々と金融新商品を作り出していった。このような商品開発がマッシュルームの栽培にたとえられる所以である。

くりばやし さとし 文教大学 情報学部

〒253 茅ヶ崎市行谷1100

ところでRSのハシリは何といてもHarry MarkowitzとMartin Leibowitzの2人であろう。前者は50年代にポートフォリオ・セレクションの理論化で先鞭をつけ、現代ポートフォリオ理論(MPT=Modern Portfolio Theory)の基礎を築いた。後者は債券分析の精緻化で大きな功績をあげた。両者とも専門はORである。現代的な投資分析は早くからORと関わっていたといえよう。

そこでまずMPTの枠組みのなかで株式投資におけるORの応用を考えてみよう。

$n$ 種類の株式から成るポートフォリオを $P$ とする。株式 $i$ の収益率を $R_i$ 、株式 $i$ と株式 $j$ の収益率の共分散を $Cov(i, j)$ 、株式 $i$ への投資比率を $x_i$ とすれば、 $P$ の収益率の分散 $Var(P)$ は

$$Var(P) = Var(\sum x_i R_i) = \sum_i \sum_j x_i x_j Cov(i, j)$$

と書くことができる。同様に $P$ の期待収益 $E(P)$ は

$$E(P) = \sum x_i E(i)$$

となる。オリジナルなMarkowitzモデル(M型)は、 $P$ の期待収益(リターン)を一定とする制約条件のもとで、 $P$ の分散(リスク)を最小にするという形で表わされる。

$$\text{Minimize : } Var(P) = \sum_i \sum_j x_i x_j Cov(i, j)$$

$$\text{Subject to : } E(P) = \sum_i x_i E(i) \equiv K$$

$$\sum x_i = 1$$

定数 $K$ は $P$ の目標収益率である。M型は一種の2次計画(QP)であるが、最適解は各株式への投資比率 $x_i$ を与える。

M型のQPの最大の難点は入力の数が増加するということにある。共分散行列が対称であることを考慮しても、100種類の株式から成るポートフォリオでは5050個の共分散を入力しなければならない。計算量もぼう大になり50年代のコンピュータ能力ではほとんど不可能であった。

この欠点を補うものとしてWilliam Sharpeのモデル(S型)がある。S型は個別株式の収益は次式で生成されるという前提から出発する：

$$R_i = R_F + \beta_i (R_M - R_F) + u_i$$

$R_F$ は安全資産の収益率、 $R_M$ はマーケット全体の収益率、 $\beta_i$ は株式 $i$ のベータ(マーケットに対する感応度)、 $u_i$ は攪乱項である。

S型のQPは次のように書くことができる。

$$\text{Minimize : } Var(P) = (\sum x_i \beta_i)^2 Var(M) + \sum x_i^2 Var(i)$$

$$\text{Subject to : } E(P) = R_F + (R_M - R_F) \sum x_i \beta_i \equiv K$$

$$\sum x_i = 1$$

表1 最適投資比率(%)

銘柄名	M型	S型
A	10.0	12.1
B	8.8	8.5
C	12.5	12.2
D	5.7	4.9
E	6.2	5.8
F	20.2	17.5
G	13.0	13.2
H	2.4	3.3
I	14.4	15.0
J	6.8	7.5
	100.0	100.0

S型の入力数はM型に比べてはるかに少ない。表1は10種類の株式から成るポートフォリオについてM型とS型の最適投資比率を比較したものである。最適解には大きな差はない。

S型はマーケットという要因のみで個別株式の収益率が決定されるという意味でシングル・ファクター・モデルとも呼ばれるが、マルチ・ファクター・モデルにもとづくものにAPT(Arbitrage Pricing Theory=裁定価格理論)がある。APTは収益率が次式のように複数の要因( $F_i$ )で生成されることからスタートする。

$$R_i = a_i + b_{i1} F_1 + b_{i2} F_2 + \dots + b_{im} F_m + u_i$$

APTは上式を仮定して均衡収益率を求めるモデルだが、問題は上式が完全に特定化されるかという点にある。そこで主成分分析、因子分析、さらには最尤因子分析などの多変量解析の手法を使って上式の近似式を求めることが試みられている。これまでの実証研究によると、主要な要因は経済成長率、インフレ率、利子率などの少数のマクロ経済変数にまとめられることがわかっており、実際のポートフォリオ運用にも応用され始めている。

次に債券分析におけるORの応用例としてイミュニゼーション(免疫化)を取り上げよう。

債券の価格を $B$ 、クーポンを $Q$ 、償還価格を $F$ 、満期までの期間を $M$ 、還元率を $r$ とすれば

$$B = Q \sum (1+r)^{-t} + F(1+r)^{-M}$$

が成立する。上式から

$$r = \sqrt[M]{[Q\{(1+r)^M - 1\}r^{-1} + F]/B - 1}$$

となり、この $r$ を複利による最終利回り(YTM=Yield to Maturity)と呼ぶ。

還元ファクターを $b(=(1+r)^{-1})$ とすれば、債券の平

表 2 オプションの感応度

デルタ = $\Delta = \partial C / \partial S = \exp(-\delta T) N(d_1)$
ラムダ = $\Lambda = (\partial C / \partial S) / (C / S) = \exp(-\delta T) N(d_1) (S / C)$
ガンマ = $\Gamma = \partial \Delta / \partial S = \exp(-\delta T) N'(d_1) / (S \sigma \sqrt{T})$
セータ = $\Theta = -\partial C / \partial T = \exp(-\delta T) S \sigma N'(d_1) / (2 \sqrt{T})$ $+ \delta \exp(-\delta T) S N(d_1)$ $- r \exp(-r T) E N(d_2)$
カッパ = $\kappa = \partial C / \partial \sigma = \exp(-\delta T) S \sqrt{T} N'(d_1)$

均投資期間であるデュレーション(D)は次のように定義される。

$$D = \frac{dB}{B} / \frac{db}{b}$$

すなわち、Dはbの変動率に対する債券価格の相対的な変動率を表す尺度、いわゆる価格弾力性である。

投資期間HをDに等しくさせれば、投資家の債券ポジション価値は金利変動に左右されない。これをイミュニゼーション戦略と呼ぶが、債券ポートフォリオの最適化に適用することができる。

n種類の債券から成るポートフォリオのデュレーション(D<sub>P</sub>)は、個別債券のデュレーション(D<sub>i</sub>)を加重平均して求められる。最適ポートフォリオは、D<sub>P</sub>を投資期間Hに等しくさせるという制約条件のもとで、ポートフォリオの最終利回り(YTM<sub>P</sub>)を最大にするという線形計画(LP)で表現される。

$$\text{Maximize: } YTM_P = \sum x_i YTM_i$$

$$\text{Subject to: } D_P = \sum x_i D_i \equiv H$$

$$\sum x_i = 1$$

このLPを解けば最適投資比率x<sub>i</sub>が求められる。

最後に、ORとは直接関係はないが、より数理的なモデルとしてオプションがある。オプションの理論モデルは、1973年にFischer BlackとMyron Scholesによって導出されたBSモデル。一般的なBSモデルは次のように書くことができる。

$$C = \exp(-\delta T) S N(d_1) - \exp(-r T) E N(d_2),$$

$$d_1 = \{ \log(S/E) + (r - \delta + \frac{1}{2} \sigma^2) T \} / \sigma \sqrt{T},$$

$$d_2 = d_1 - \sigma \sqrt{T}$$

ただし、C=コール・オプションの価格、S=原商品の価格、T=オプションの満期、E=行使価格、r=安全資産の利子率、δ=原商品のもたらすキャッシュフロー、σ=原商品のボラティリティー、N(・)=累積正規分布、N'(・)=正規密度関数である。

BSモデルは、各パラメータがオプション価格に与える影響度合いをみる感応度分析(Sensitivity Analysis)

に利用され、実用価値が高い。たとえば原商品価格のオプション価格に与える感応度はデルタ(Δ)と呼ばれ、ヘッジ比率として使われる。表2に代表的な種類の感応度が示されている。

以上みてきたように、株式分析におけるMPTやAPT、債券分析におけるイミュニゼーション、オプションの感応度分析はきわめて数理的である。機関投資家のポートフォリオ管理のみならず、金融機関DSSの中心となるALMにおいても、このような数理的アプローチを柱とする合理的な情報システムの構築が必須の課題となつてこよう。受動的なマネジメント・システムから能動的なコントロール・システムへの移行である。コンピュータの役割も変わってくる。従来は主としてバック・オフィスで使われていたが、能動的なコントロール・システムではコンピュータがフロントに出てこざるを得ない。商品開発やリスク制御の分野では、リアルタイムの情報量の増大と相まって、コンピュータは傍役から主役の座に移ろうとしている。

### 3. 金融業務におけるAI

ORの投資分析への応用がデジタル的な最適化であるのに対して、AIはアナログ的な色彩が強い。そのなかでもエキスパート・システム(ES)とニューロ・コンピューティング(NC)が目目される。

ES、NCともに、成功しているシステムほど公表されるのが少ない。これを念頭において、先進的なアメリカの例をサーベイしよう。

アメリカの金融業界でESが使われ出した背景としては、1992年の欧州金融統合、銀行の証券業務への参加、グローバル化の進展などがあげられる。一言でいえば、情報量の加速度的な増大がきっかけになっている。ESはドメイン、推論エンジン、知識ベースで構成されるが、知識ベースにはグローバルなリアルタイム情報が含まれる。

投資銀行の最もポピュラーなESはトレーダーのサポ

ート機能が主となっている。顧客からの注文に関連するあらゆる情報を入力し、リアルタイムに流れてくる価格に照らしてルール・ベース・システムが作動する。ESはトレードが成立する可能性を導き出してトレーダーの意思決定に必要な情報を与え、かつ損益を計算する。トレーダーはすべての情報、すべての状況を把握することは不可能だから、ESに依存せざるを得ない。しかし肝心なのは、ESはあくまでもトレーダーに対するアドバイザーの役割を担うという点である。

金融業界では通信の制御にESを使うという動きも見逃せない。これは金融商品の効率的な在庫管理につながるものである。在庫管理の良し悪しは収益に多大の影響を与える。通信のESはジャスト・イン・タイム方式の在庫管理を実現させる試みといえる。

24時間取引の金融業界にあっては、全世界の即時的な情報が商売のタネになる。どこかで破壊的な事態（例：ゴルバチョフの失脚）が生じた場合、瞬時に商品在庫をコントロールしなければならない。金融業はますます情報集約的な産業に脱皮しているから、通信システムのESはまさに業務の核になりつつある。最近ではテレックスやファクシミリなどの自然言語を理解する通信ESも登場している。人間の介入を最小限にとどめ、国際的な資金移動や信用状が素早く処理されるようになっている。

パソコン（PC）やワークステーション（WS）の小型化と性能向上によって、ソフトウェア会社もESの開発に積極的である。ESの開発ツールが端的な例で、オブジェクト指向のESはデータ収集、データベース管理に威力を発揮する。80386、80486、RISCなどのチップや、RISC/UNIX ベースのWSも登場しており、今後の展開が大いに期待される。ある銀行は3000台のWSを設置してグローバルなネットワークをリンクしている。このシステムでは、全世界の相場状況や注文の自動処理、即時的なポートフォリオ分析がひとつのスクリーンで映し出される。ハードウェアとしての金融WSは大きなマーケットを形成している。

PC用のESも数多くあるが、特異なESとしてドメインに LOTUS 1-2-3 のライブラリー・ルーチンを組み込んだものがある。ユーザーは各種利回り計算をドメインに入れ、マクロ・プログラムや1-2-3の計算パワーを推論エンジンとして使う。債券ファンド・マネジャー用のカスタム化されたESで、フレキシビリティが飛躍的に向上している。債券以外にも、抵当証券やオプショ

ン価格に関するアドインが発売されている。

公的な証券取引所もESの導入には意欲的である。アメリカン取引所のシステムは、非合法的なインサイダー取引を監視するという犯罪捜査用のESである。監視官の数には限りがあり、ESの役割は大きい。アメリカ証券業協会は株価操作の見張り役としてESを利用している。またニューヨーク証券取引所も問題のある取引を識別するESを開発中である。

このほかにも、保険会社では顧客サービスの向上、リスクの軽減、販売促進、請求の処理などにESが使われている。商業銀行の貸付や為替業務のES、会計事務所の監査に関するESなど多種多様である。

当初懐疑的な眼で見られていたESも、ようやく金融の各業務で根づき始めた。AIの基本機能は、人間の思考過程を模倣しながら結論を導き、意思決定をサポートするというところにあるのだから、金融・投資業務での利用価値はきわめて高い。

ところでESの有効性は専門家の知識水準や質に依存する。専門家の知識が誤ったものであればESは使いものにならない。またプロのトレーダーから知識を引き出すことも非常に難しい。本能的な勘でトレードを成立させる場合もあるから、論理的なステップを踏んでシステムに入れるのがほとんど不可能な場合が多い。

このようなESの欠点を補うものとしてNCが登場してきた。NCは専門家の知識に頼るのではなく、たとえばデータそのもの、あるいはデータとデータの間で隠れているインプリシットな関係を認識する。すなわち一種の自己学習機能である。当然の帰結としてソフトウェア開発のコスト軽減につながる。

株価予測システムを例にとってNCの働きを具体的にみていこう。

まずある期間について複数個の入力項目をランダムに選ぶ。出来高や金価格、為替レートなどである。出力は株価の予測値である。

NCモデルは複数個の入力変数と株価のパターンをサーチするところから始める。サーチを何回も繰り返し、有用なパターンが認知される数が多くなるにつれて、予測能力を向上させる。最終的には、モデルはかなりの正確さで入力変数のパターンを識別し、株価を予測することを学習する。

同じような予測モデルはESでも可能だが、アルゴリズムとソフトウェア・プログラミングには長い期間を要する。これに対してNCはアルゴリズムやプログラミン

表 3 E S, N Cの最近例

	機 関	システム/ソフトウェア	機 能	
E	Morgan Stanley Arthur D. Little	Expert Tick Trader's Assistant	トレーダー サポート	
	CinCom Systems  TRT Prudential Bache	Net/Master Expert System Foundation Intelligent Banking System Triangular Hub	通 信	
	Neuron Data	Nexpert Object	WS, P C	
	C	AIQ Systems  Integrated Analytics Intex Solutions Aion	IndexExpert MarketExpert MarketMind Bond Yield Calculations Aion Development System	ソフト  ソフト 1-2-3 保 険
AMEX NYSE		Market Surveillance Expert ICAS	取引所	
N C		NeuralWare Hecht-Nielsen Nestor	NeuralWorks Professional Software HNC ANZA DecisionLearning System	

グを必要としない。ユーザーはターミナルの前に座りデータを入力するだけでよい。NCモデルがパターン認識の作業にとりかかり、予測を行なっていく。

円ドル為替レートの実証では、22日分の情報から32個の特徴的なパターンを発見している。このようなパターン認識以外でも、NCは会話の理解、イメージ認知、不完全な知識の処理などでも応用され得る。金融業務での利用にも一層拍車がかかろう。

ところでNCは人間の脳神経組織と同じく、ニューロン(neuron)とシナプス(synapse)から構成される。ニューロンはレイヤー(layer)と呼ばれる線形システムにグループ化される。上記の株価予測モデルの場合では4個のニューロン・レイヤーがある。データはインプット・レイヤーに入り、次に連結器が情報をインプット・レイヤーから隠れた2個のレイヤーに移送し、最後にアウトプット・レイヤーに入れるという仕組みである。

ESを含む従来のシステムとは異なり、NCはプログラミングを必要としない。インプット・データをどのように処理するかという情報も必要としない。NCは自己組織化能力を有するから、インプット/アウトプットのペアを見ながら、データをどのように処理すべきかを決定していく。期待される行動例を示しながら訓練を重ねる。この自己組織化の過程が学習とか適応と呼ばれるの

である。ステップ毎のアルゴリズムを特定化してプログラミングするESとは非常に異なる点である。

医療などの分野と同じく、金融でもまず最初にESが導入された。しかしNCは本来のAIに一層近いから、今後ともESと補完し合いながら定着していくことが期待される。

表3に金融ES, NCの最近のものを掲げておく。

#### 4. おわりに

金融DSSの柱となるORやAIは、主としてアメリカで発展してきた。わが国の金融機関も第3次オンライン・システムのなかで、DSSの実用化を明示的に打ち出している。今後は、わが国の市場構造、金融環境などを考慮した土着化(endogenization)を図らなければならない。従来の横並び意識や護送船団方式に甘えていない。国際金融業務という舞台での差別化戦略は実現できない。DSSへの取り組みは正に正念場を迎えているのである。コンピュータや通信技術を駆使して情報の高付加価値化を図っていくと同時に、多様化する顧客のニーズにマッチした新しい金融商品を創造していかなければならない。OR, AI, NCの利用は金融DSSに対して生殺与奪の権を握っているといえよう。