（日本語訳）

統計・ファジー統合型時系列予測と意思決定型予測の比較研究
～ドライバルク運賃指数の予測に関する実証分析～

オカン・ドゥル
（イスタンブール工科大学海上輸送・経営工学科・
神戸大学大学院海事科学研究科博士後期課程）
吉　田　　　茂
（神戸大学大学院海事科学研究科教授）

目　　次

概要

本論文は、幾種類かのドライバルク運賃市場予測法の精度について比較研究することを目的としている。統計的外挿法では、X12 ARIMA, TRAMO/SEATS および Holt-Winters 指数平滑法などが取り上げられる。意思決定型予測法では、伝統的な専門家の意見聴取法やデルファイグループ決定といった方法も扱う。さらに、最新の方法としてファジー理論を利用したChen（1996）の方法をも利用している。予測精度に関しては、意思決定型予測がその優秀さを示しており、ファジー型予測法は統計的外挿法よりも優れている。

１．序論

海運市場の予測は多くの人によって多様な方法で試みられてきた。そのほとんどは時系列分析と計量経済モデルを基本にしている。特に、一般的な運賃市場においては、統計的アプローチが比較的正確な予測結果をもたらしている。しかし、運賃市場は戦争や景気変動や構造変化等によって予想外の変動を示す。長期予測においては、構造モデルはひとつのベースを提供し、生産性や人口のような重要な要因はモデルに数量的に組み込むことができる。ただし技術革新は、特別な配慮のもとで予測すべきである。他方短期では、政治的事件、大衆心理・行動のような運賃市場に影響をおよぼす意思決定的要因が多数ある。

週単位や月単位の運賃率の予測は、依然として統計的方法や意思決定型方法にとっても難しい。

本論文の主たる研究は、週単位・月単位の短期予測にある。統計的外挿法には X12 ARIMA、TRAMO/ SEATSおよび指数平滑法（Holt-Wintersのアルゴリズム）の予測法を選択した。そして、意思決定型予測には専門家の意見やデルファイ法によるグループ決定を少人数グループに適用した。最後に、一つのエキスパートシステムとしてファジー理論を応用した時系列分析によって比較する。

新世代の予測法はファジー法であり、ファジー論理を用いた予測法である。そのルールはCollopy and Armstrong（1992）によって提唱されたものであり､システムをダイナミックにするために用いられた。それは予測のためのエキスパートシステムの手続き提示し、一定の決定ルールのもとで多様な方法を組み合わせている。彼らは、主としてIF-THENルールを利用しており、これはコンピュータのイテリジェント統合と同様のファジー論理型のエキスパートシステムである。複雑な手続きではなく、歴史的なパタンに対してファジー理論による一定のルールを作るものである。ファジー法はまた混沌とした時系列を分析することも可能である（Palit and Popovic, 2005)。本論文では、ひとつのベンチマークとして、ファジー法によって意思決定型予測結果を比較検討する。

Song and Chissom（1993a, b）は、初めて予測にファジー集合理論を応用した。有名なデータ集合、すなわちアラバマ大学の学生記録が、それまでのファジー理論の応用との比較のためにしばしば利用された。その後、ファジー型時系列分析の流れは、アプローチ法の正確性を改善することであった。Chen（1996）は、初期の研究を発展させ、予測の強健さを高めた。その主な相違は、Song and Chissom（1993a）のマックスミニ操作の代わりに計算操作を単純化したことにある。Huarng(2001)は､ヒューリスティクなファジーモデルを導入した。Chen (2002) によってより高度なファジーアプローチが提案された。分散一様のファジー予測モデルは、$\tilde{A}_i \rightarrow \tilde{A}_j$ のようなファジー論理関係を基本にしている。Chen（1996）の方法は、予測にとって正確なモデルの一つであり、本論文ではこの方法を予測作業に用いている。

予測はBaltic Dry Index（BDI）に適用される。この指数は多様な貨物・航路・船型を反映しており、ロンドンのBaltic Exchangeでの航海用船や定期用船の取引契約によっている。

２．方法論

BDI指数の予測は３つの予測法、すなわち統計的方法、意思決定型法およびファジー法である。それらの方法を以下で簡単に説明しておく。

2.1　統計的方法: X12 ARIMA, Tramo-Seats and Holt-Winters指数平滑法

本論文では二つの自動的な外挿法、すなわちX12 ARIMA・TRAMO/SEATSと指数平滑法（Holt-Wintersのアルゴリズム）を利用する。 X12 ARIMA 型季節調整済アルゴリズムは、X11 ARIMA（Shiskin et.al., 1967; Findley et.al., 1998）を改良したものである。この方法は自動的に季節調整を行い、予測をする。TRAMO/SEATS プログラムは、デー

タ欠如を補完・推測でき、X12 ARIMAと同様外挿にARIMAモデルをベースにしている（Gómez and Maravall, 1996）。

Holt-Wintersの指数平滑法はよく知られており、しばしば予測に用いられる（Makridakis, Wheelwright, and Hyndman, 1998）。Holt（1957）とWinters（1960）は、古典的な指数平滑法を拡張させ、確固たる方法にした。彼らの方法は、加法的・乗法的トレンドに適用可能である。

本論文では上記の統計的方法を利用するが、それは季節的要素が単位根を持っているかどうかを見極める重要な役割がある。多くの研究者は、季節性の自動的調整の問題について言及している（Barsky and Miron, 1989, Hyllberg et. al. 1990）。Barsky and Miron（1989）は、季節変動の自動的除去は変動に関する重要な情報を失うとしている。混沌とした季節変動が存在する場合、Box-Jenkins型の ARIMAモデルは、単一変数シリーズには適当である。しかしながら、もし時系列に異なった季節変動がある場合、疑似の回帰分析結果が得られると報告されている。Hyllberg et. al.（1990）は、季節変動に対する単位根検定の方法（HEGY test）を示しており、その方法がFranses（1990）とBeaulieu and Miron（1993）によって発展させられている。

季節変動の単位根検定はBDIについて行われ、結果は良好であった。これまで行った実証研究では季節変動に単位根をもっており、その調整と季節性の差分化処理が必要である。検定は、切片、切片・トレンド、切片・トレンド・季節性ダミーを用いた方法で月次HEGYテストによって行った。定数、トレンド、季節性ダミー変数は、ほとんどで有意ではなかった。季節性の有意性の検定は、ｔ検定とFranses and Hobijn（1997）のF検定表で行った。季節性の単位根が単独および結合レベルで存在することが確かめられた。それゆえ、X12 ARIMA, Tramo/Seatsおよび Holt-Winters方法では、季節変動の差分化の調整・平滑化が適切であろう。

2.2　ファジー時系列外挿法

ファジー集合理論の発展後、時系列予測がファジー理論の開発にとってひとつの良い事例分野である。Zadeh（1965）は、ファジー数を導入し、過去50年間に多くの事例に適用した。ファジー論理アルゴリズムは不確実性をもつ多様な工学的問題に応用された。不確実性は、いくつかあるユニークな時系列問題のうちのひとつであって、時系列データのファジー化によって改善できる。

ファジー時系列方法は時系列の不確実性の導入によって出現し、実証研究において高い精度が示されている。ファジー集合理論とファジー時系列の基本的原理は以下のとおりである。

領域 Uにおけるファジー集合Aは、メンバーシップ関数 I_Aによって特徴づけられ、$I_A: U \rightarrow [0, 1]$によって表現される。 $I_A(\theta)$はファジー集合Aのθ点におけるメンバーシップの次数である。ファジー集合は明確でない境界をもったものであってシステムに固有の不確実性を考慮するものである。

定義1. $Y(t)\,(t=...,0,1,2,...)$はRの下位集合であり、$Y(t)$がファジー集合 $\mu_i(t)$によって定義づけられる領域であるとする。もし$F(t)$が $\mu_i(t)\,(i=1,2,...)$から成るとすると、$F(t)$は $Y(t)$におけるファジー時系列であるとよぶ。

定義2. もしファジー関係$R(t\text{-}1,\ t)$が存在し，$F(t)=F(t\text{-}1)\circ R(t\text{-}1,\ t)$であるなら、$F(t)$は$F(t\text{-}1)$によって原因づけられる。なお、$\circ$ は演算子である。$F(t)$と$F(t\text{-}1)$の関係は$F(t\text{-}1)\rightarrow F(t)$によって表現される。

定義3. $F(t)$は$F(t\text{-}1)$のみによって計算され、$F(t)=F(t\text{-}1)\circ R(t\text{-}1,\ t)$であるとする。任意の$t$に対し，もし$R(t\text{-}1,\ t)$が tに関して独立であるとすると、そのとき$F(t)$は時間に関して分散一様なファジー時系列である。もしそうでないなら$F(t)$は分散一様ではない。

定義4. $F(t\text{-}1)=\tilde{A}_i$、$F(t)=\tilde{A}_j$とすると、ファジー論理関係は$\tilde{A}_i\rightarrow \tilde{A}_j$で定義され、ここで $\tilde{A}_i$と$\tilde{A}_j$はファジー論理関係の左側および右側と呼ばれる。

最近のファジー時系列モデル（Song and Chissom, 1993a, b, 1994; Chen, 1996, 2002; Hwang et al., 1998; Chen and Hwang, 2000; Huarng, 2001a, b; Lee and Chou, 2004）は、ファジー時系列を表現するために離散型ファジー集合が利用される。ファジー集合は三角形ないし台形である。本研究では台形のファジー数を適用している（Liu, 2007）。

Chen（1996）によるファジー時系列外挿法のステップは以下の通りである。

Step 1. 歴史データ Dv_tの収集

Step 2. 領域Uの定義。Dv_tから 最大 の$D_{\max}$ と最小の $D_{\min}$ を発見する。Uの割当のためにふたつの小さい数 D_1 と D_2 を割り振る。Uの領域を以下によって定義する。

$U = [D_{\min} - D_1\ ,\ D_{\max} + D_2]$

Step 3. 区間 lの適当な長さを決める。ここで、Average-based length method（Huarng, 2001b）によって適切な l を決めることができる. 区間 l の長さは以下のステップで計算する。

a. 一階差分として $Dv_{t\text{-}1}$ と Dv_t の絶対的な差をすべて計算する。そして平均値を計算する。

b. 長さとして平均の半分をとる。

c. その長さの位置する範囲を見つけ、ベースを決める。

d. 割当られたベースによってその長さを適切な l にまるめる。

Step 4. ファジー数の定義。区間の数（fuzzy numbers）, m, が下式によって計算される。

$$m = (D_{\max} + D_2 - D_{\min} + D_1)\ /\ l. \qquad \text{Eq. 4}$$

したがって、m の区間と m のファジー数ができ、それは $u_1, u_2,...,u_m,$ と$\tilde{A}_1, \tilde{A}_2, ..., \tilde{A}_m$である。 ここで、区間 m を $u_1 = [d_1,d_2], u_2 = [d_2,d_3], u_3 = [d_3,d_4], u_4 = [d_4,d_5],..., u_{m\text{-}3} = [d_{m\text{-}3},d_{m\text{-}2}], u_{m\text{-}2} = [d_{m\text{-}2},d_{m\text{-}1}], u_{m\text{-}1} = [d_{m\text{-}1},d_m]$, and $u_m = [d_m,d_{m+1}]$ とする。 ファジー数 $\tilde{A}_1, \tilde{A}_2, ..., \tilde{A}_m$は以下のように定義できる。

$$\tilde{A}_1 = (d_0,d_1,d_2,d_3),$$
$$\tilde{A}_2 = (d_1,d_2,d_3,d_4),$$
$$\tilde{A}_3 = (d_2,d_3,d_4,d_5),$$
$$... \qquad ...$$
$$\tilde{A}_{m\text{-}1} = (d_{m\text{-}2},d_{m\text{-}1},d_m,d_{m+1}),$$
$$\tilde{A}_m = (d_{m\text{-}1},d_m,d_{m+1},d_{m+2}),$$

Step 5. 歴史データのファジー化。もし Dv_tが範囲 u_j に位置づけられるならば、それはファ

ジー数 $\tilde{A}_j$ に属する。すべての Dv_t が対応するファジー数に分類される。

Step 6. ファジー論理関係の発生。すべてのファジー化されたデータにたいして定義４をベースにファジー論理関係を導く。ファジー論理関係は $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_k$ のようなものであって、これは「もし時間 t-1 で $Dv_{t\text{-}1}$ の値が $\tilde{A}_j$ であるなら、時間 t でのそれは $\tilde{A}_k$ である」ことを示している。

Step 7. ファジー論理関係グループの形成。導出されたファジー論理関係は、ファジー論理関係の左側の同じファジー数をベースにしたファジー論理関係に調整される。

ファジー論理関係グループは以下のようなものである。

$$\begin{aligned}&\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k1},\\&\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k2},\\&\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k3},\\&\quad\ldots\\&\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{kp},\end{aligned}$$

Step 8. 予測アウトプットの計算。時間 t での予測値, Fv_t, 以下の３つのヒユーリスティックなルールによって決定される。時間 t-1 での $Dv_{t\text{-}1}$ のファジー数を $\tilde{A}_j$ と仮定する。

ルール1. もし $\tilde{A}_j$ のファジー論理関係グループが空 $\tilde{A}_j \rightarrow \phi$ であるとすると、Fv_t の値は $\tilde{A}_j$ であり、それは（$d_{j\text{-}1},d_j,d_{j+1},d_{j+2}$）である。

ルール2. もし $\tilde{A}_j$ のファジー論理関係グループが一対一 $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_k$ であるとすると、Fv_t の値は $\tilde{A}_k$ であり、それは（$d_{k\text{-}1},d_k,d_{k+1},d_{k+2}$）である。

ルール3. もし $\tilde{A}_j$ のファジー論理関係グループが一対多数 $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k1}$, $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k2}$, $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{k3}$,..., $\tilde{A}_j \rightarrow \tilde{A}_{kp}$ であるとすると、Fv_t の値は次のように計算できる。

$$\begin{aligned}Fv_t &= \frac{\tilde{A}_{k1} + \tilde{A}_{k2} + \ldots + \tilde{A}_{kp}}{p}\\&= \left(\frac{d_{k1\text{-}1} + \ldots + d_{kp\text{-}1}}{p}, \frac{d_{k1} + \ldots + d_{kp}}{p}, \frac{d_{k1+1} + \ldots + d_{kp+1}}{p}, \frac{d_{k1+2} + \ldots + d_{kp+2}}{p}\right).\end{aligned}$$

ここで $\tilde{A}_{k1}=(d_{k1\text{-}1},d_{k1},d_{k1+1},d_{k1+2})$, $\tilde{A}_{k2}=(d_{k2\text{-}1},d_{k2},d_{k2+1},d_{k2+2})$,...,and $\tilde{A}_{kp}=(d_{kp\text{-}1}, d_{kp},d_{kp+1},d_{kp+2})$ である。

2.3　意思決定型予測

あらゆる予測作業は経営的視点を持っており、そのいくつかは現在の要因を抑えるために修正や改善され、意思決定的要因を含んでいる。経営レベルないし専門家レベルでは意思決定型予測は、偶発的で予測不可能な市場動向に対するユニークな解決法のひとつである。変動が意思決定要因、大衆心理および政治的事件に依存するとき、専門家の意思決定は市場心理として結果に反映する。

意思決定型予測にとって、専門家の意見やデルファイグループのコンセンサスを取り入れた方法は、予測研究の主観的訓練を維持するために提案されている。これらの方法は多くの意思決定型予測研究で実行されている。専門家の意見は個人的意思決定における基本

的な方法であり、一回の反復応用である。専門家による決定は、BDIの個々の予測から成っている。専門家の意思決定結果は単純な平均によって求めている。複数反復法であるデルファイ法は二つ目の意思決定法として行われている（Rowe and Wright, 1999）。デルファイ法の優位性は、その匿名性、複数回数、フィードバック構造からきている。ある専門家グループは１ないし２期間先のBDIの予測が要求される。専門家間での相互交流は排除されている。グループ構成員は二度予測が求められ、二度の反復の中間時点で一回目の要約的な報告が提供される。

この研究は小グループ（専門家の意見聴取には8名、デルファイ法では9名）で行われ、専門家はシップブローカー、チャータリングマネジャー等の運賃交渉を行う職種の人を選んだ。小グループでの意思決定予測の研究は多くあるが（Rowe and Wright, 1999）、実証研究の数は限られている。実証研究を行う組織は、実践に際していくつかの困難がともなっている。情報の匿名性を確保することを保証したけれども、専門家の多くは彼らの意見を共有することを受け入れなかった。しかしながら、多くの海運会社は実際に経営レベルで彼らの意思決定を利用しているのである。この研究での専門家は、主としてトルコ人であり、幾人かはシンガポール人と英国人である。

３．実証研究結果

本研究は、BDIデータの予測のための統計的外挿法、ファジー論理外挿法および専門家の意思決定法を比較しようとするものである。これらの方法の予測精度は、絶対百分率誤差（APE）、平均絶対百分率誤差（APE）および平方平均自乗誤差（RMSE）によって評価される。Table 1 は提案された予測方法の精度を示している。専門家による意思決定法は、統計的方法やファジー方法よりも優れていることが分かる。統計的方法は、特に短期予測には受け入れ難い結果である。 ファジー論理時系列予測は劣位性を改善しており、意思決定型予測のつぎにくる結果である。 デルファイグループコンセンサス法は、専門家の意見聴取法の１回反復結果よりも良くない結果である。

４．結論

本研究は、単一変数による時系列予測法よりも意志決定型予測およびファジー時系列予測の方が相対的に正確であることを明らかにした。少ない繰り返し作業であるにも拘らず、この研究は意思決定法の優れた成果の可能性を示唆している。

市場の意図は、スポット市場や定期用船市場での取引、古い船舶の売買の評価および短期資産運営のような短期的な意思決定にとって重要な役割を持っている。この種の意思決定にとって経営意思決定戦略や企業成長予測はまた重要である。この研究の将来への拡張として、企業意思決定予測システムの設計あるいは統計結果の意思決定的調整といったことが実務的応用面における改善という便益をもたらすと考えられる。

（参考文献は、英語版末尾を参照されたい。）

表. 意思決定型予測法、統計的予測法およびファジー予測法の予測誤差（MAPE & RMSE）

予測展望	日付	意思決定型予測法	ファジー予測法	X12 ARIMA	Holt-Winters	Tramo/ Seats
APE						
専門家意見に基づく 試算						
1 か月	'08年1月	31.23	38.08	63.16	72.40	60.54
3 か月	'08年3月	23.19	22.79	45.20	54.46	42.85
6 か月	'08年6月	1.83	3.37	0.96	10.65	0.70
デルファイ法による試算						
1 か月	'08年7月	0.99	15.27	17.95	17.52	25.64
2 か月	'08年8月	24.30	39.14	54.49	50.85	62.38
MAPE		16.31	23.73	36.35	41.18	38.42
RMSE		1535.34	2059.41	3057.47	3428.06	3179.94