原著論文

直感的推論による楽観－悲観評価に もとづく為替相場雰囲気の主観的可視化法[†]

谷 久壹朗^{*1}・亀井 且有^{*2}

本論文では、直感的推論による楽観－悲観軸をもとにした為替レート雰囲気を読むための主観的可視化方法を提案する。直感的推論は、論理的推論を用いたAIなどとは全く異なり、主観的な情報により行なわれる。

本論文の構成は以下のとおりである。最初に、直感的推論について定義する。次に、ニューラルネットワークを用いた直感的推論を為替レートに適用し、取引変動幅と取引動向の二つの主観的評価をもとめる。その後、二つ主観的為替レート評価とその確信度を楽観－悲観軸上に射影することにより、為替レートの主観的雰囲気マップを作成する。最後に、実際の国内為替データを適用しいくつかの典型的なマップを示す。そして、主観的マップにもとづく為替の雰囲気を読み取る。

keyword：ファジィ理論，ニューラルネットワーク，為替相場雰囲気，直感的推論，主観的可視化法

1. はじめに

為替や株，その他売買によって成り立っている市場（マーケット）は，売買に関わる人々の思惑により複雑に変動する。従来，このような不確実な市場に対して，ディーラーや投資家はORなどの数学的手法やAI技術やエキスパートシステムなどの計算的手法を用いて，できるだけ客観的に市場の分析・評価や予測など行ってきた[1-7]。このような手法の多くは論理的な推論により人間の思考を近似する手法を採用している。しかしながら，論理的推論は入力データ，処理，出力結果に対し，整合性を必要とするため，その分析・評価システムの構成やルールが複雑化することは避けられなかった。

一方，人々の思惑が複雑に絡む市場のもとでは，経営者はこれまでの経験と勘にもとづき，論理的というよりも直感的に分析・評価を行ってきた。しかしながら，人間の直感を表現することは困難であり，理論的意味づけが難しいため，直感を利用した分析・評価手法は未だ存在していない。また，経営者の直感や主観に直接訴え，分析・評価を支援する市場の雰囲気の主観的可視化法すら提案されていない。したがって，現状では，

経営者の直感や主観にもとづいた市場の分析・評価システムの構築は未だ不可能と言わざるを得ない。しかしながら，市場の雰囲気だけでも主観的に可視化できれば，経営者にとっては従来とは全く違った指標で市場を見る（読む）ことができ，それは大いに役立つと考えられる。

本論文では，直感的推論による楽観－悲観評価[8]にもとづく円・ドル為替相場の現状（雰囲気）を主観的に可視化する方法について述べる。まず，本研究における直感的推論の定義とその特徴および，直感的推論結果の共通尺度として用いる楽観－悲観評価について述べる。つぎに，楽観－悲観評価にもとづく為替相場の主観的可視化法の提案を行う。最後に，本手法を実際の円・ドル為替相場に適用し，その分析結果を示すことにより本手法の有用性を検討する。

2. 直感的推論と主観的可視化

直感的推論とは「評価対象への主観的評価を複数の価値観で表される共通尺度により非言語的に表現する手法[8]」である。本研究では，直感的推論結果の表現形として楽観－悲観軸表現を採用する。楽観－悲観軸とは，楽観的観点，悲観的観点から見た場合のそれぞれの評価結果を一軸上で連続的な変化として表現する方法である。人間の主観的価値観は個人によってその性質や数が異なるため，一概に形式化することが難しいと考えられる。そこで，楽観－悲観軸では，楽観的観点（安心感），悲観的観点（不安感）といった原始的な対立感情で表現することにより，主観的価値観の評価基準を統一する。すなわち，楽観－悲観評価を共通尺度とする図形（パターン）を用い直感的推論結果を表現

[†] A Subjective Visualization for Environment of The Exchange Rate Based on Optimistic-Pessimistic Evaluation by Intuitive Reasonings

Kyuichiro TANI and Katsuari KAMEI

*1 立命館大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

*2 立命館大学情報理工学部知能情報学科

Department of Human and Computer Intelligence College of Information Science & Engineering, Ritsumeikan University

(可視化)する。

3. 為替相場雰囲気の主観的可視化

金融工学分野では、ブラウン運動や確率過程をもとにした数学モデルを用い、デリバティブなどの金融派生商品に対する価値の動向を予測し、それにもとづいて種々の取引が行われる例もある。しかしながら、数多くの投機家は、自分達の勘をもとに取引の意思決定をおこなっているのも現実である[9]。これは、種々の数学モデルによる予測は利用するが、最終的な決定は人間の経験(主観的判断)にゆだねているからである。

また、2002年度ノーベル経済学賞受賞者 Daniel Kahneman が提案したプロスペクト理論[10]からも人間の主観の重要性を理解することができる。そこでは、取引が単なる合理的な意思決定で成り立っているのではなく、人間の主観的な価値観により意思決定を行っているとして説明している。

以上からも、市場の動向は物理的要因のみならず人間の主観性による心理的要因による影響が大きいと考えられる。ここでは、為替相場の雰囲気を直感的推論結果の楽観—悲観評価にもとづいて主観的に可視化する手法について以下に述べる。

3.1 入力データ

1) 取引変動幅の確信度

為替相場の着目する期間 T における任意な時刻を $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ とする。

時刻 t における相場の変動幅を式(1)で定義する。

$$x_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

ただし、 y_t は時刻 t における1ドル当りの日本円。

期間 T における変動幅の確信度 $\bar{\mu}_{A_k}$ をファジィ変数 A_k を用いて式(2)より算出する。

$$\bar{\mu}_{A_k}(t) = \frac{\sum_i \mu_{A_k}(x_i)}{\max_k \sum_i \mu_{A_k}(x_i)} \quad (2)$$

ただし、

- $A_1 = \text{NB (Negative Big)}$
- $A_2 = \text{NS (Negative Small)}$
- $A_3 = \text{ZE (Zero)}$
- $A_4 = \text{PS (Positive Small)}$
- $A_5 = \text{PB (Positive Big)}$

それぞれのファジィ言語 A_k に対するメンバシップ関数 μ_{A_k} を Fig. 1 に示す。このメンバシップ関数は x_t の為替データのヒストグラムより作成した。

Fig. 1 Membership functions for x_t .

Table 1 Subjective evaluations and grades for z

k	z	ファジィ言語による 主観的評価 B_k	確信度 μ^{B_k}
1	0.0	fe(恐怖)	μ^{fe}
2	0.25	an(不安)	μ^{an}
3	0.5	we(混迷)	μ^{we}
4	0.75	co(安心)	μ^{co}
5	1.0	fv(高揚)	μ^{fv}

Fig. 2 NN for dealing change width.

2) 取引動向

期間 T における y_t の変化を Fig. 4 に示すような二次曲線 $\hat{y}(t)$ で近似した後、時刻 t における取引動向を式(3)で定義する。

$$f(t) = \frac{\hat{y}(t) - \min_i \hat{y}(t)}{\max_i \hat{y}(t) - \min_i \hat{y}(t)} \quad (3)$$

3.2 ニューラルネットワークによる主観的評価

$\bar{\mu}_{A_k}(t)$ および $f(t)$ を取引変動幅評価 NN (Neural Network) および取引動向評価 NN にそれぞれ入力し、主観的評価の確信度を算出する。

Table 2 Training Data for Exchange bands

(a) 楽観的観点 (● = op)									
Input data $\bar{\mu}_{A_k}(t)$					Output data $\mu(z_1)$				
$\bar{\mu}_{PB}$	$\bar{\mu}_{PS}$	$\bar{\mu}_{ZE}$	$\bar{\mu}_{NS}$	$\bar{\mu}_{NB}$	$\mu_{2,1}^{fv}$	$\mu_{2,1}^{co}$	$\mu_{2,1}^{wa}$	$\mu_{2,1}^{an}$	$\mu_{2,1}^{fc}$
1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
(b) 中庸的観点 (● = mo)									
1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
(c) 悲観的観点 (● = pe)									
1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	1	0	0	0	0	1

Fig. 3 NN for dealing change direction.

ただし、 $B_k(k=1,2,\Lambda,5)$ はファジィ言語による主観的評価であり、Table 1に z に対するファジィ言語による主観的評価およびその確信度を示す。

また、それぞれの評価 NN は、楽観的観点(op)、中庸的観点(mo)、悲観的観点(pe)から評価を行う 3 種類の NN から構成されており、後述するトレーニングデータにもとづきバックプロパゲーション法により学習を行う。

Table 3 Training Data for Exchange values

	input data	Output data				
		$\mu_{2,1}^{fv}$	$\mu_{2,1}^{co}$	$\mu_{2,1}^{wa}$	$\mu_{2,1}^{an}$	$\mu_{2,1}^{fc}$
楽観的観点 (● = op)	Type 1	1	0	0	0	0
	Type 2	0	0	0	0	1
	Type 3	1	0	0	0	0
	Type 4	0	1	0	0	0
	Type 5	1	0	0	0	0
	Type 6	0	0	0	1	0
中庸的観点 (● = mo)	Type 1	0	0	0	0	
	Type 2	0	0	0	0	1
	Type 3	0	1	0	0	0
	Type 4	0	0	0	1	0
	Type 5	1	0	0	0	0
	Type 6	0	0	0	0	1
悲観的観点 (● = pe)	Type 1	0	0	0	1	0
	Type 2	0	0	0	0	1
	Type 3	0	1	0	0	0
	Type 4	0	0	0	0	1
	Type 5	1	0	0	0	0
	Type 6	0	0	0	0	1

Fig. 4 Typical exchange trends

3.2.1 取引変動幅評価ニューラルネットワーク

取引変動幅の確信度 $\bar{\mu}_{A_k}(t)$ を入力し、楽観的観点、中庸的観点、悲観的観点にもとづいた主観的評価の確信度 $\mu_{B_k}(z_1)$ を出力する。ただし、 $z_1=0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0 (\bullet \in \{op, mo, pe\})$ である。

各ニューラルネットワークの基本構成を Fig. 2 に示す。

楽観的観点 NN、中庸的観点 NN、悲観的観点 NN はそれぞれ 5 入力/5 出力である。また、予備実験より、

隠れ層 2 層 (4 ユニット / 4 ユニット) で構成した。ただし、重み更新係数 $\eta=0.6$, 重み更新係数 $\alpha=0.8$ に設定した。各 NN の学習に使用した教師データを Table 2 に示す。

この教師データは、例えばの場合の各観点からの評価は以下の通りである。楽観的観点 NN では為替レートの変動が非常に活性しているのでその分高揚 (fv) と評価するように学習ルールを作成した。また、中庸的観点では、活性度が高すぎるため、この入力データのみでは判断できないという意味で混迷 (wa) と評価するように学習ルールを作成した。悲観的観点では、活性度が高すぎることからその分取引が乱調であるとみなし恐怖 (fe) と評価するように学習ルールを作成した。

3.2.2 取引動向評価用ニューラルネットワーク

近似二次曲線 $\hat{y}(t)$ により求められた取引動向評価 $f(t)$ ($t=1, 2, \dots, T$) を入力とし、楽観的観点, 中庸的観点, 悲観的観点にもとづいた主観的評価の確信度 $\mu_{B_k}(z_2)$ を出力する。ただし、 $z_2=0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0$ ($\bullet \in \{\text{op}, \text{mo}, \text{pe}\}$) である。

各ニューラルネットワークの基本構成を Fig. 3 に示す。

楽観的観点 NN, 中庸的観点 NN, 悲観的観点 NN はそれぞれ 24 入力 / 5 出力である。また、予備実験より、隠れ層 3 層 (12 ユニット / 8 ユニット / 6 ユニット) で構成した。ただし、重み更新係数 $\eta=0.6$, 重み更新係数 $\alpha=0.8$ に設定した。各 NN の学習に使用した教師データとそのタイプを Table 3 および Fig. 4 に示す。

この教師データは、例えば Type4 の場合、楽観的観点 NN では減速しながら下降しているので安心 (co) と評価するように、また中庸的観点 NN では減速はしているものの下降しているため不安 (an) と評価するように、悲観的観点 NN ではとにかく下降傾向であるため恐怖 (fe) と評価するようにそれぞれ学習ルールを作成した。

3.3 楽観—悲観軸を用いた総合的評価

それぞれの観点評価ニューラルネットワークによって求められた取引変動評価と取引動向評価の主観的評価の確信度 $\mu_{i_k}^{B_k}$ ($i=1, 2; k=1, 2, 3, 4, 5$) とそのメンバシップ関数 (Fig. 5 参照) を用いて任意な $z_i \in [0, 1]$ における確信度 $\mu(z_i)$ を式 (4) より求める。ただし、 w^{B_k} は z_i におけるファジィ言語による主観的評価 B_k への帰属度 (重み) である。

$$\mu(z_i) = \frac{\sum_k \mu_{i_k}^{B_k} \cdot w^{B_k}(z_i)}{\sum_k w^{B_k}(z_i)} \quad (4)$$

Fig. 5 Membership functions for subjective evaluation

Fig. 6 Subjective evaluation on optimistic-pessimistic axis

次に、式 (5) を用いて取引変動評価の確信度 $\mu(z_1)$ と取引量評価の確信度 $\mu(z_2)$ を加算し正規化することにより総合的な為替相場雰囲気の主観的評価 z の確信度 $\mu(z)$ を求める。

$$\mu_*(z) = \frac{\mu(z_{i_1}) + \mu(z_{i_2})}{\max_z \{\mu(z_{i_1}) + \mu(z_{i_2})\}} \quad (5)$$

式 (5) で求めた楽観, 中庸, 悲観の各観点における主観的評価 z の確信度 $\mu_{\text{op}}(z)$, $\mu_{\text{mo}}(z)$, $\mu_{\text{pe}}(z)$ をもとに楽観—悲観軸上の任意な観点 y における確信度 $\mu(y, z)$ を以下のようにして求める。

まず、共通尺度である楽観—悲観軸を $y \in [0, 1]$ とし、 $y=0.0$ のとき悲観的観点からの確信度 $\mu_{\text{pe}}(z)$, $y=0.5$ のとき中庸的観点からの確信度 $\mu_{\text{mo}}(z)$, $y=1.0$ のとき楽観的観点からの確信度 $\mu_{\text{op}}(z)$ となる y - z 平面を考える。次に、確信度 $\mu(y, z)$ を式 (6), 式 (7) で与えられる内挿法により求める。

・楽観—中庸間($0.5 \leq y \leq 1.0$)の場合

$$\mu(y, z) = -2(y-1)\mu_{mo}(z) + (1+2(y-1))\mu_{op}(z) \quad (6)$$

・中庸—悲観間($0.0 \leq y < 0.5$)の場合

$$\mu(y, z) = 2y\mu_{mo}(z) - (2y-1)\mu_{pe}(z) \quad (7)$$

また、式(8)を用いて観点 y ごとに $\mu(y, z)$ を正規化し、これを楽観—悲観軸上における主観的評価の確信度とする。

$$\bar{\mu}(y, z) = \frac{\mu(y, z)}{\max_z \mu(y, z)} \quad (8)$$

Fig. 6 は y - z 平面における確信度 $\bar{\mu}(y, z)$ を等高図で表示した例である。

Fig. 6 は、楽観的観点から見た雰囲気、または悲観的観点から見た雰囲気を楽観—悲観軸で表される価値観 y と為替相場の主観的評価 z より、その主観的評価の確信度を示している。

具体的には、Fig. 6 において、現状を悲観的観点から見た場合($y=0.0$ の場合)、主観的評価が中位(混迷)以下を示す $z=0.4$ から 0.0 の確信度が $\bar{\mu}(0.0, z)=1.0$ であることが解る。

すなわち、悲観的観点から見れば主観的評価は恐怖や不安が非常に強いと言える。また、主観的評価が良い(高揚, $z=1.0$)や中位(混迷, $z=0.5$)では、確信度は $\bar{\mu}(0.0, 1.0) = \bar{\mu}(0.0, 0.5) = 0.0$ であることから、悲観的観点から見れば為替レートの主観的評価は高揚や安心、混迷は非常に弱いと読み取れる。楽観的観点から見た場合($y=1.0$ の場合)、 $z=0.6$ 以上の確信度は $\bar{\mu}(1.0, z)=1.0$ であり、主観的評価は上位(高揚, 安心)であると解かる。中庸的観点よりやや楽観的観点で見た場合($y=a$ の場合)、確信度 $\bar{\mu}(a, 0.7)$ がやや高いことから、主観的評価もやや良い(安心ながらやや混迷)とも取れる。

以上より、この例からは、悲観的な場合には悪いと評価できるが、楽観的に見た場合は良いと評価できる。総合的には、リスクが存在する好機動的傾向であると評価できる。

4. 評価結果

実際に、2001年度における円ドル為替相場のデータ A, B, C を用い評価を行った。サンプルに使った期間は24時間で、ケース A では2001年4月4日 0:00~24:00、ケース B では2001年7月26日 4:00~28:00、ケース C では2001年5月1日 4:00~28:00を用いた。ただし、サンプリングタイムは1時間としたため、 $T=$

(a) Variance of a dealing change width

(b) Approximated curve of a dealing change direction

(c) Subjective evaluation on optimistic-pessimistic axis

Fig. 7 In case of data A

24となる。

4.1 ケース A

Fig. 7-(a) は為替レートの変動の度合いを、Fig. 7-(b) は為替レートの取引量を表わす二次曲線をそれぞれ示している。ケース A は、為替レートの動向が急激に下降している傾向が見られる。ケース A の主観的評価

結果は Fig. 7-(c) のとおりである。

システムの評価結果は、全体的に低調気味で楽観、中庸、悲観の各観点ともに評価は低めであるため、それほど安心感を得てないと判断される。これは、Fig. 7-(b) の為替レートの動向が急下降傾向にあることがかなり影響をしている。また、変動幅が一時的にマイナス方向へ過剰に反応しているところがあるため、悲観的評価では恐怖の領域まで評価が下がっている。だが、全体的には細かな変動を繰り返す傾向があり、プラス方向への変動も見られることから楽観的評価においては安心のレベルにまで評価の幅が広がっている。この結果からは次のようなことが読み取れる。楽観的評価においては評価の中心がほぼ混迷から不安に渡って存在し、悲観的評価では不安から恐怖という評価に偏っているため全体的に評価が安心ではないことがわかる。

したがって、本システムの分析結果は、市場の雰囲気「大して良くない」と感じていることになる。また、このシステムの評価結果をもとに売買の判断を下す場合、次のようなことが考えられる。まず、楽観的評価では利益をうまく得ることが出来ないと感じ、悲観的評価からは確実に損失を出す危険があると感じていると判断できる。このことから、あくまで「ドルを売って利益を出す」という前提で考える場合、「今の市場は値下がり傾向にあるので、全体の動向が上向くチャンスがくるまで待つ方が利益を得る可能性がある」と考えることが出来る。したがって、「積極的には売らない方が良策」と判断できる。

4.2 ケース B

ケース B の場合、変動幅は全体的に適度な変動をくり返しているのが Fig. 8-(a) から見受けられる。また、Fig. 8-(b) より、為替レートの取引量も上昇傾向にあるのが見て取れる。この結果、Fig. 8-(c) のシステムの主観的評価結果は全体的に上々で、楽観評価に至っては高揚感を感じている。だが、為替レートの動向は全体的に良好ではあるがそれほど際立った良い点は見られないため、混迷まで評価の幅が広がってしまっている。また、変動幅が一時的にマイナス方向へ過剰に反応しているところがあるため、悲観的評価では不安感をもつ領域まで広がっている。そこで、本システムが市場の雰囲気を「上場」と感じていることが解かる。

したがって、本システムの評価結果をもとに判断をするなら、積極的に売りに動いてもよいと判断できる。

4.3 ケース C

ケース C は、為替レートの変動幅がプラス方向に活性しているのが Fig. 9-(a) から読みとれる。また、Fig.

(a) Variance of a dealing change width

(b) Approximated curve of a dealing change direction

(c) Subjective evaluation on optimistic-pessimistic axis

Fig. 8 In case of data B

9-(b) では取引価格は下降傾向にあるものの、下降速度が鈍っている傾向にある。そのため、システムの主観的評価結果である Fig. 9-(c) は、全体的にやや安心感を感じている評価になっている。これは、動向が下降しているため本来なら評価が下がるところだが、下降が減速している点や、変動がプラス方向に活性している点を加味され、迷いから安心へ評価の幅が広がっている。だが、為替レートの取引量の下降傾向や過剰活

(a) Variance of a dealing change width

(b) Approximated curve of a dealing change direction

(c) Subjective evaluation on optimistic-pessimistic axis

Fig. 9 In case of data C

性が悲観的評価では不安要因として反映され、恐怖として評価されている。このことから、本システムは市場の雰囲気に対し「期待感」を持っているものと考えられる。したがって、本システムの評価結果をもとに判断をするなら、現状ではリスクが高いが今後好機があると判断される。

5. おわりに

本研究では、ニューラルネットワークを用いた直感的推論による為替相場雰囲気の主観的可視化法の提案を行った。3つの異なる期間における実データを用いて相場の雰囲気マップを作成し、マップ読解例を示した。その結果、概念的な学習データからでも大局的ではあるが雰囲気の特徴をよく表現することが出来た。これは、従来法のような数値で表した場合に切り捨てられた情報や表現し切れない情報をも視覚的な情報に変換することにより表現することができたと考えられる。

本稿では、バックプロパゲーションによる直感的推論システムの構築を行ったが、今後は、自律学習により情動的価値観を学習するエージェントを用いた直感的推論システムの構築を目指す。また、これにより構築されたシステムを仮想市場に適用し、実際の市場動向の予測が可能か検証を行いたい。

参考文献

- [1] Spyros Markridakis, Steven C. Wheelwright, 予測手法入門, 同友社, 1995.
- [2] 石村貞夫, 金融・証券のための市場予測と回帰モデル・時系列モデル, 東京図書, 2000.
- [3] 浅井喜代治編著, 現代経営情報学概論, オーム社, 1988.
- [4] 浅井喜代治編著, ファジィ経営科学入門, オーム社, 1992.
- [5] 電気学会 GA・ニューロを用いた学習法とその応用調査専門委員会編, 学習とそのアルゴリズム-ニューラルネットワーク・遺伝アルゴリズム・強化学習, 森北出版, 2002.
- [6] 日本ファジィ学会編, 講座ファジィ8 ファジィエキスパート・システム, 日刊工業新聞社, 1993.
- [7] Jorg Biethahn, Volker Nissen編, Evolutionary Algorithms in Management Applications, Springer, 1995.
- [8] 谷久一郎, 亀井且有, 直感的推論による楽観-悲観軸から見た財務分析支援システムの構築, システム制御情報学会論文誌 Vol.14, No.11, pp.515-521, 2001.
- [9] Dorje C. Brody, Mathematical Theory of Finance, 日本評論社, 2000.
- [10] Daniel Kahneman, Amos Tversky, Choices, Values and Frames, Cambridge Univ Pr, 2000.

(2004年2月3日 受付)

(2004年10月30日 採録)

[問い合わせ先]

〒525-8577 滋賀県草津市野路東1-1-1

立命館大学びわこ・くさつキャンパス情報理工学部知能情報学科ソフトインテリジェンス研究室

谷 久壹朗

TEL/FAX : 077-561-2861

E-Mail : tani@spice.ci.ritsumei.ac.jp

著者紹介

たに きゅういちろう
谷 久壹朗 [非会員]

1968年10月25日生, 1992年 九州東海大学工学部情報システム工学科卒業, 1994年 九州東海大学大学院工学研究科情報工学専攻修了, 1995年 立命館大学大学院理工学研究科情報工学専攻博士課程後期課程入学, 1998年3月 同課程単位取得退学, 同年4月より立命館大学大学院理工学研究科研究生, 現在に至る, 経営情報システム工学の研究, 特に人間の主観性をもとにした意思決定支援システムの構築に関する研究に従事, 日本経営工学会, システム制御情報学会, 日本感性工学会の会員.

かめい かつあり
亀井 且有 [正会員]

立命館大学 情報理工学部知識情報学科
1983年3月 立命館大学大学院博士課程後期課程修了, 同年, 立命館大学理工学部助手, 助教授を経て, 1998年 教授, 現在に至る, ファジィ制御, ニューラルネットワーク, 遺伝的アルゴリズム等による知能システムおよび感性に関する研究に従事, 工学博士, 日本自動制御協会(現システム制御情報学会)1987年度榎木記念賞奨励賞受賞, 1990年 米国カルフォルニア大学バークレイ校客員研究員, 1996年 カナダ・ブリティッシュコロンビア大学客員研究員, 2000年 中国・湖南大学客員教授, 中国・湘潭工学院客員教授.

A Subjective Visualization for Environment of The Exchange Rate Based on Optimistic-Pessimistic Evaluation by Intuitive Reasonings

by

Kyuichiro TANI and Katsuari KAMEI

Abstract :

In this paper, we propose a subjective visualization method for reading the environment of the exchange rate based on an optimistic-pessimistic axis by intuitive reasonings. The intuitive reasonings are totally different from logical reasonings used in AI and are defined by subjective information.

Firstly, the intuitive reasonings are briefly described. Secondly, intuitive reasonings using Neural Networks are applied to the exchange rate to give us two subjective evaluations on dealing change width and dealing change direction. Thirdly, these subjective exchange rate evaluations and their certainty factors are projected on the optimistic-pessimistic axis and subjective environment maps of the exchange rate is created. Finally, some typical subjective environment maps according to the actual data of the domestic exchange are shown and the authors read the environment of the exchange rate based on the subjective maps.

Keywords : Fuzzy theory, Neural network, Environment of exchange Rate, Intuitive reasoning, Subjective visualization.

Contact Address : **Kyuichiro TANI**

*Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University
Noji-higashi, Kusatsu, Shiga 525-8577, JAPAN
TEL/FAX : 077-561-2861
E-Mail : tani@spice.ci.ritsumei.ac.jp*