1H−12

量的な判断常識を備えた人工知能
— 時系列情報の量的判断 —

太田 昌克　島田 茂夫　飯田 敏幸
ＮＴＴ情報通信網研究所

1 はじめに

従来の人工知能に求められている人間の柔軟な判断能力の実現を狙い，量的な判断に的を絞った常識人工知能について研究を進めている．既に量の時間変化を問わない静的な量的判断については，概念を対象(対象概念)，量の程度(比較概念)，量の尺度(量属性)に分割し，概念間の関係付けと比較概念を定量化するこにより，柔軟な量的判断ができることを報告した[1,2,3,4]．しかし，株価変動や交通量の推移のように量の時間変化に関する判断もある．そこで本稿では，時系列情報の量的判断の実現方式について述べる．本方式では，従来の概念知識を時系列概念にまで拡張し，さらに時系列データの周期性を分析することによって，大局的傾向の判断を行う．

2 時系列情報の量的判断とその特徴

時系列情報の量的判断とは，

最近Ａ社の株価は上昇しているか？
頻繁に事故が発生している期間は？

という問いに対し，

- 『上昇』，『頻繁』といった変動や発生の状況を表す概念の解釈
- これらの概念の定量化

をいう．概念の解釈は，概念知識をもとに推論機構が行い[3]，概念の定量化は定量化機構が定量化知識をもとに，ファジィのメンバシップ関数を使って行う[4]．

時系列情報の判断には，『頻繁』のように時間変化を問わずその値(頻度)の大小のみに関するものと，『増加』のような変動に関するものがある．前者の場合は，既に報告した常識人工知能において，関連する量属性[2]の値の大小によって判断が可能である[5,6]．これに対し，変動は量属性の時間変化まで考慮しなければならない．そこで本稿では，変動の扱いについて説明する．また時間に関する判断では，『最近』，『前期』，『頃』などの期間を表現する概念(以後，期間概念という)が多く用いられる．これらは，時間を量属性とする比較概念[2]で，領域が明確でないために定量化の対象となる．

3 概念知識の拡張

例えば，『増加』とは，量属性の１次微分が正であること，『伸び始め』とは，１次微分が正で，２次微分が大であることが必要である．しかし，一定期間における時系列データの変量が平均に比べて小さければ，『増加』，『伸び始め』とは言えない．よって微分量の他に，変量／平均が大でなければならない．

このように，『増加』，『伸び始め』のような変動を表現する概念(以後，変動概念という)を定量的に扱うには，これらが量属性との関係の他に，量属性のＮ次微分量などの特徴量と条件(正負，大小)を持つように概念知識を拡張する必要がある(図１)．この拡張によって，変動概念を特徴量の大小で解釈することが可能となり，これは従来の静的な判断と同じ扱いでできる．

Artificial Intelligence with Quantitative Common Sense
— Application to Time Series Data
Masakatsu OHTA, Shigeo SHIMADA, Toshiyuki IIDA
NTT Network Information Systems Laboratories

4 変動概念の定量化

4.1 大局的近似

変動概念に関係する特徴量を計算するために，時系列データの分析を行う．時系列データの解釈では，値の局所的な変動よりもむしろ大局的な変動傾向を把握することに意味がある．また，ノイズによる局所的な変動は無視しなければならない．そこで，高周波領域の局所的な変動を除去し，大局的な変動傾向を抽出する．大局的変動は，時系列データのフーリエ解析によって得られたパワースペクトルを，クラスタリングによって大局的成分(低周波)，中間的成分，局所的成分(高周波)の３つに分類することによって得られる．これらの成分の境界は明確ではないので，各成分の領域をメンバシップ関数によって表現し，『大局的』を表すメンバシップ関数のグレードがある閾値以上となる周波数を大局的成分とした．図２に時系列データの大局的近似の結果例を，そのデータのパワースペクトルと周波数成分の分類結果を図３に示す．

4.2 定量化

概念知識の拡張によって，変動概念は関係する特徴量が『大』『小』などのファジィ概念で表現される．これは，従来の静的な判断で行った量属性の値の『大』『小』と同じように扱えるため，メンバシップ関数で定量化することができる．この時，特徴量の最大値と最小値は大局的近似により得られた値を用いる．メンバシップ関数は，特徴量の条件が大(小)の場合は，特徴量の最大値においてグレードが１(０)，最小値において０(１)となる三角型とした．

5 期間概念の定量化

期間概念をメンバシップ関数によって定量化する．ここで，『前期』のように領域が常識的に定まるものについては，メンバシップ関数は，０か１をとる特性関数となる．『最近』や『頃』のように領域が明確でないものに対しては，与えられる時系列データの時間範囲からメンバシップ関数の広がりを相対的に求める．この場合，全時間範囲に対する割合で広がりを決めることもできるが，ここでは大局的近似の精度を維持するように，大局的成分のうち最大の周波数を持つ波の1/2周期を広がりとした．この広がりは，次節に示す量的判断で特徴量の平均操作を行う際，大局的近似で求めた振動のうち最小の周期の振動が消えない最大のものである．図２の時系列データに対して，この方式で得られた期間概念のメンバシップ関数を図４に示す．

6　量的判断

ある時刻や期間での状態が，問題としている変動概念にあてはまるかどうかを判断する．
各時刻での状態は，その時刻における変動概念に関係した特徴量の値で表され，期間内での状態は，その期間を表すメンバシップ関数による特徴量の加重平均値で表される．例えば，『最近』における特徴量Aの値 $\overline{\mathrm{A}}$ は，時刻 t における特徴量Aの値を $f_A(t)$，『最近』を表すメンバシップ関数の値を $\mu(t)$ として次式で計算する．

$$\overline{\mathrm{A}} = \sum_i \mu(t_i) f_A(t_i)$$

得られた特徴値のグレードがある閾値以上ならば，その状態が問題とする変動概念にあてはまると判断する．変動概念が複数の特徴量に関係する場合には，ファジィ演算によってグレード計算を行う．
この判断によって，ある時刻や期間で増加しているかどうかの判断や，増加している範囲の検索が可能となる．この様子を図5に示す．

7　おわりに

時系列概念への概念知識の拡張と時系列データの大局的な近似を行うことで，時系列情報の量的判断が可能であることを示した．本方式の時系列情報の判断は，株価の銘柄選択やシステムの異常状態の判定等への適用が可能と考えられる．

参考文献

[1] 飯田他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 概要 -, 情報処理学会第4 3回全国大会,5E-8,1991.

[2] 小濱他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 知識表現モデル -, 情報処理学会第4 3回全国大会,5E-10,1991.

[3] 島田他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 推論方式 -, 情報処理学会第4 3回全国大会,5E-7,1991.

[4] 太田他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 定量化方式 -, 情報処理学会第4 3回全国大会,5E-9,1991.

[5] 飯田他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 知識と能力 -, 情報処理学会第4 5回全国大会,1H-11,1992.

[6] 小濱他：量的な判断常識を備えた人工知能 - 知的ＤＢ検索への適用 -, 情報処理学会第4 5回全国大会,5H-8,1992.

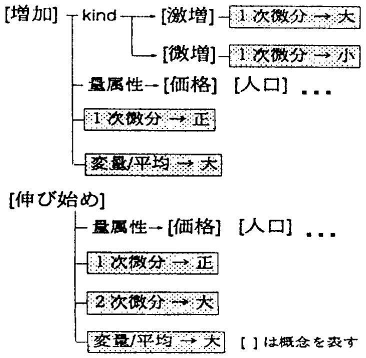

図 1: 概念知識の拡張

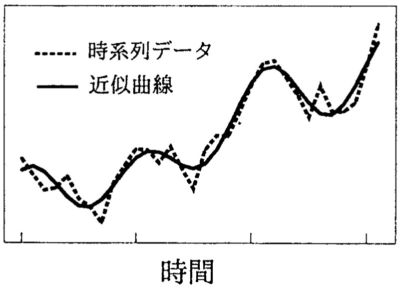

図 2: 大局的近似

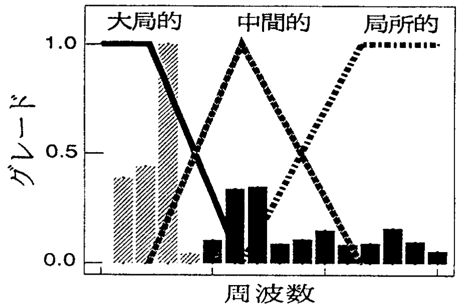

図 3: パワースペクトルと周波数の分類
(斜線部の周波数を近似に適用)

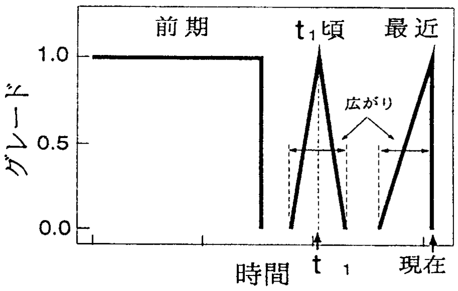

図 4: 期間概念のメンバシップ関数

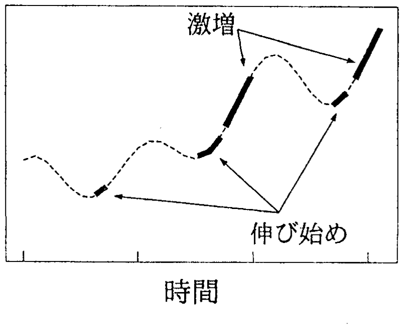

図 5: 量的判断