

しなやかな行動・判断のデータサイエンス

林 勲
 関西大学大学院 総合情報学部

概要： 人は意思を決定する際に外界の認識や外部とのインタラクションを考慮して総合的に判断する能力を有している。この判断力は「しなやかな判断」や「ソフト知能」と言い換えることもできる。ここでは、ソフトコンピューティングを用いた行動・判断決定モデルについて議論する。モデルを同定するには、一般的には各種の統計手法を用いて、得られたデータを十分に表現するようにモデルを推定する。しかし、ここでは、むしろデータに着目し、そのモデルがさらに高精度に同定されるようなデータの取扱い方法について議論する。また、しなやかな判断のためのデータ解析モデルとして3種類の概念を概説し、それらの事例についても概説する。

1. はじめに

1990年代にファジィ制御やニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズムのソフトコンピューティング手法を用いた人工知能のブーム、いわゆる、「ファジィブーム」があった [1]。ファジィ制御やニューロ・ファジィを用いた多くの家電や製品、ソフトが開発され、人に優しく賢い制御機器として、その有用性が示された [2]。ソフトコンピューティングは「人工知能」の一つのモデルであり、人が意思決定する際に外界の認識や外部とのインタラクションを総合的に考慮して柔軟に判断するように、「しなやかな判断」や「ソフト知能」が可能である。

本論文では、ソフトコンピューティングを用いた行動・判断決定モデルについて議論する [3,4]。特に、しなやかな判断のためのモデルとして、データの存在の程度を定式化した推定モデル、データの存在の場所を定式化したクラスタリングモデル、データの存在の分布を定式化した知識モデルの3種類の手法を議論する。また、それぞれのモデルの具体的な事例として、ファジィ回帰分析 [5]、pdi-Boosting [6]、ファジィ推論による生体表現システム [7] の定式化を紹介し、しなやかな判断のためのデータ解析モデルの有用性についても検討する。

2. しなやかな判断モデルの概要

しなやかな判断モデルでは、与えられたデータを高精度に表現するモデルのみを提案するだけでなく、むしろ、そのモデルを高精度にするデータについて議論する。図1に従来のモデルの推定方法を示す。いま、観測した入力データ x に対して統計モデルを適用した場合、出力の真値 r とモデルの推定値 $M(x)$ との間には差 d ができる。この差は正規分布 $d \sim N(\mu, \sigma^2)$ に従う誤差とみなされ、許容範囲を超えるデータは大きな誤差を有するとして排除される。

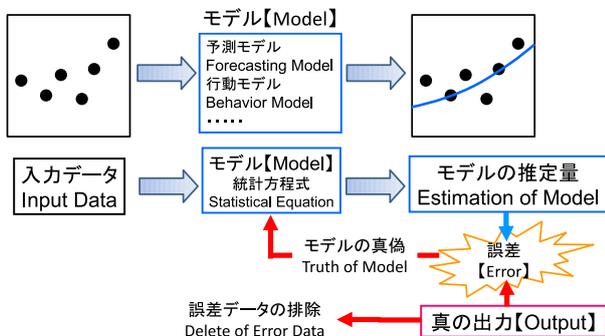


Fig. 1: 従来のモデルの推定方法

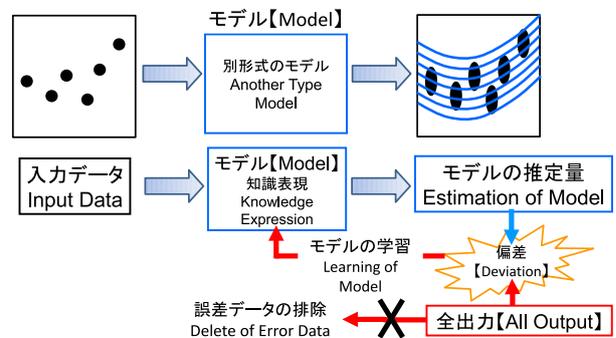


Fig. 2: データの存在の程度を定式化した推定モデル

一方、しなやかな判断モデルでは、出力の真値 r とモデルの推定値 $M(x)$ との差 d は誤差ではなく偏差として捉える。観測されたデータは取り除くべきではなく、データが発生した意味を考慮して全てのデータを推定するようにモデルを同定する。すなわち、データの偏差に対応したモデルを定式化すべきであると考える。ここでは、次の3種類のしなやかな判断モデルについて概説する。

- データの存在の程度を定式化した推定モデル
- データの存在の場所を定式化したクラスタリングモデル
- データの存在の分布を定式化した知識モデル

まず、データの存在の程度を定式化した推定モデルについて説明する。推定モデルの概要を図2に示す。ここでは、出力の真値と推定値との差を偏差と捉え、データの存在する意味を考慮する。したがって、しなやかな判断モデルでは、全てのデータを包含する推定線を描く。

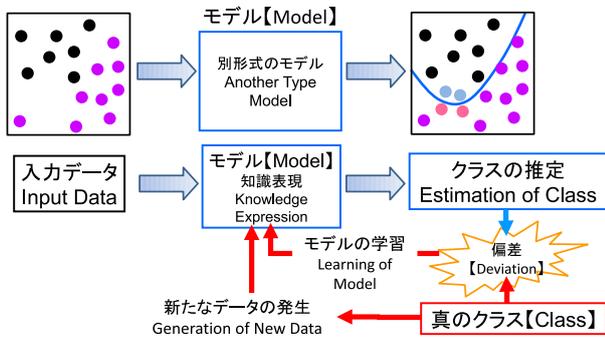


Fig. 3: データの存在の場所を定式化したクラスタリングモデル

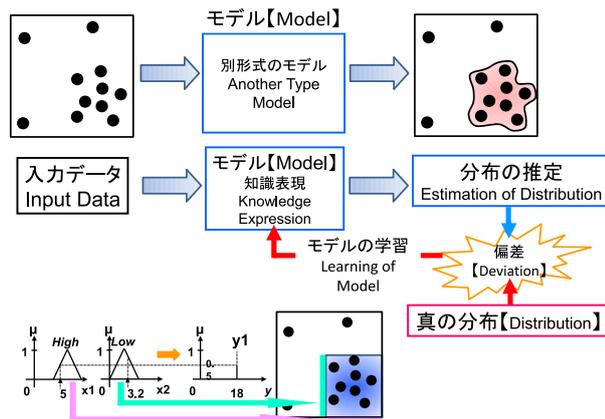


Fig. 4: データの存在の分布を定式化した知識モデル

次に、データの存在の場所を定式化したクラスタリングモデルの概要を図3に示す。各クラスを識別する推定境界線はそれぞれのクラスに属するデータが正しく判別されるように描かれる。したがって、もしデータが観測されていない領域や誤判別のデータがある場合には、その領域内での推定の境界線は不正確とならざるを得ない。しかし、しなやかな判断モデルでは、あるデータが誤判別された場合、そのデータの周辺に新たなデータを発生させ、推定の境界線をより正確にする。

最後に、データの存在の分布を定式化した知識モデルの概要を図4に示す。従来では、分布関数のモデルを定義し、大きな誤差を有するデータを排除した上でデータの分布状態に最も適合する分布関数を求める。しかし、しなやかな判断モデルでは、各入力軸で定義された関数を用いて、全てのデータを表現するようにデータ分布を推定する。各軸において関数のモデルを定義するので、データの分布状態をより正確に推定することができる。

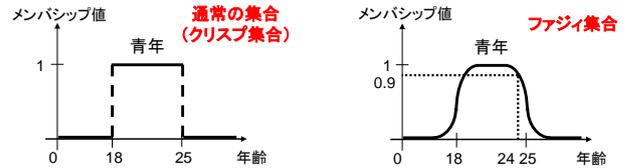


Fig. 5: クリスプ集合とファジィ集合

3. しなやかな判断モデルの実例

3.1 データの存在の程度を定式化した推定モデル

ここでは、データの存在の程度を定式化した推定モデルとしてファジィ回帰を提案する。ファジィ回帰ではファジィ集合やファジィ数を用いる。ファジィ集合の概要を図5に示す。通常集合では、要素が集合に属する度合いは0,1で表されるが、ファジィ集合では[0,1]の閉区間の実数で表される。例えば、通常集合では、青年を表す度合いは18歳以上25歳以下が1.0であり、それ以外の年齢は0.0となる。一方、ファジィ集合では、年齢に応じて、その度合いは0.0から1.0の範囲で変化する。ファジィ数はファジィ集合の度合いが1.0となる要素数が一つである数である。

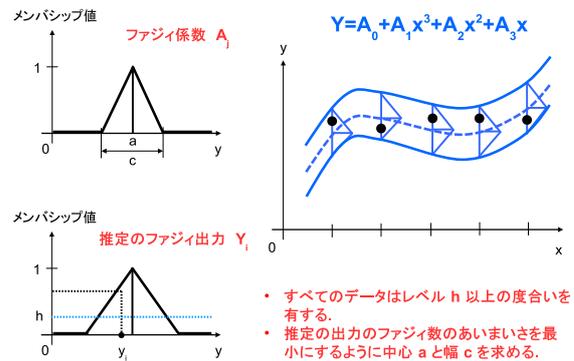


Fig. 6: ファジィ回帰

ファジィ回帰では、ファジィ数を用いて係数 A_j , $j = 1, 2, \dots, n$ を表現し回帰方程式を表現する。このファジィ係数を求める問題は、推定のファジィ出力値 Y_i が、与えられた出力値 y_i を度合い h 以上で包含するという条件の下で、推定のファジィ出力値の幅が最小となるようにファジィ係数の中心 a と幅 c を求める数理計画問題に帰着される。

$$y_i \in_h Y_i = A_0 + A_1 x_{i1} + \dots + A_n x_{in}$$

$$\min_{a,c} J(c) = \sum_{i=1}^N c |x_i|$$

ここで、 $J(c)$ は回帰式のあいまいさという。図6にファジィ係数とファジィ出力、および、非線形方程式の場合のファジィ回帰の概念図を示す。ファジィ回帰では、全てのデータが度合い h 以上で推定のファジィ出力に包含されるように推定線が描かれる。

3.2 データの存在の場所を定式化したクラスタリングモデル

クラスタリング問題において、データを誤判別した場合に、そのデータ周辺に新たなデータを発生し、推定の境界線をより正確にする手法として pdi-Boosting を提案する。一般に、Boosting 手法として、AdaBoost が最も有用である。AdaBoost では、判別器の推定値の正誤結果から誤判別データの重みを更新し、その重みを用いて選択的にデータを抽出して、次段階の判別器の学習データを構成する。この操作を繰り返し、最終的に多数決原理により評価データに対する最終結果を算出する。

一方、pdi-Boosting では、観測データに対する判別器 M_k の推定値の正誤結果から誤判別データのみを抽出し、ある実数 h , $0 \leq h \leq 1$ が与えられると、メンバシップ関数 $\mu_F(x_i)$ を用いて、乱数により補間データ x_i^{int} を誤判別データ x_i の近傍に補充し、学習データ D^{TRD} を増加させる。

$$x_i^{int} = \{x_i | \mu_F(x_i) = h, \mu_F(x_i^F) = 1\}$$

$$h \sim N(1, 1), \quad 0 \leq h \leq 1$$

ただし、 x_i^F はファジィ数 F の中心である。この操作を繰り返し、最終的には、多数決原理により評価データに対する結果を算出する。pdi-Boosting の概念図を図 7 に示す。学習データを増加させることによって判別器がより学習され、その結果、評価データの識別率も向上する。

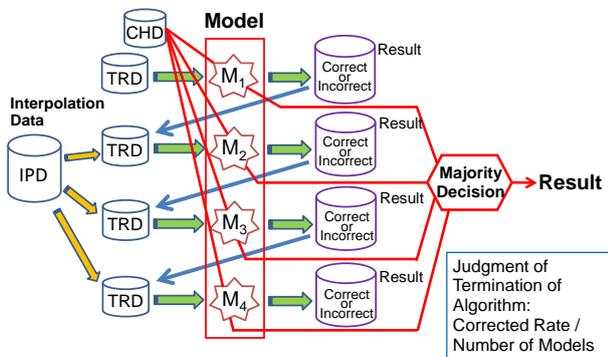


Fig. 7: pdi-Boosting

pdi-Boosting の有用性を議論するため、実際の脳活動タスクとして被験者に桁上がりのない加算計算を課し、NIRS (近赤外分光法) 計測装置で計測した被験者の脳信号から計算時と休息時を pdi-Boosting で識別した。被験者の計測のプロンプ位置は国際 10-20 法の F_{p1} と F_{p2} (大脳前頭前野域) の 2 箇所とし、この 2 プロンプで酸化ヘモグロビン (oxy-Hb) と還元ヘモグロビン (doxy-Hb) の変化量を計測した。入力属性として 4 入力、識別クラスとして被験者の算術計算状態か休息状態の 2 クラスである。4 名の被験者に対して約 490 個の脳信号データ集合 D を構成した。一例として、図 8 に被験者 C の酸化ヘモグロビン (oxy-Hb) と還元ヘモグロビン (doxy-Hb) の変化量を示す。

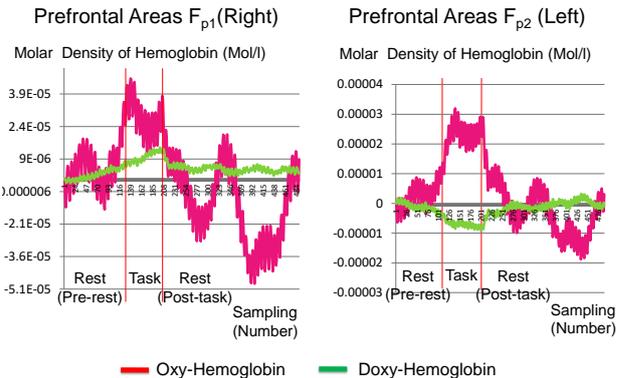


Fig. 8: 被験者 C の酸化ヘモグロビン (oxy-Hb) と還元ヘモグロビン (doxy-Hb) の変化量

Table 1: 各種 Boosting 手法の認識率の比較

被験者	pdi-B.	AdaBoost	Multiboost	REPTree
A	91.04	90.33	90.38	90.33
B	94.78	94.24	93.57	93.69
C	94.16	94.39	92.96	92.92
D	95.42	95.95	93.57	94.57
平均	94.26	94.24	92.85	93.35

結果は次の通りである。認識率の比較を表 1 に示す。まず、pdi-Boosting と REPTree を比較した。pdi-Boosting は REPTree よりも 0.91% 高く、Boosting の効果が現れている。次に、pdi-Boosting を他の Boosting 手法を比較した。平均認識率では、Multiboost よりも 1.41% 高く、AdaBoost とはほぼ同じ認識率であった。被験者ごとの比較では、pdi-Boosting が高い認識率を示した場合もあった。この結果から、pdi-Boosting は他の Boosting 手法よりも同等あるいは同等以上の識別率を得たといえる。

3.3 データの存在の分布を定式化した知識モデル

我々は脳細胞としてのラットの海馬の分散培養神経回路網と外界認識機器としてのロボットとを相互接続し、合目的な知識獲得および行動表現が可能な「生体表現システム」を提案している。生体表現システムでは、ファジィ推論の if-then 形式の知識表現に注目し、ファジィルールの前件部の適合度の推移と誘導活動電位頻度の変化から、培養神経回路網の学習とファジィインタフェースの適応性の解析が可能である。生体表現システムでは、ロボットが規範的な制御行動だけでなく、周りの環境のダイナミクスに適応した学習的な制御行動が可能になる。

本システムによるケペラロボットの障害物回避アルゴリズムの概要を図 9 に示す。ケペラには左右にそれぞれ 4 個ずつ (前方に 3 個、後方に 1 個) の合計 8 個の IR センサーが装着されている。まず、左右の合計 8 個の IR センサーのそれぞれの信号量と平均値の偏差を算

出して、ファジィ推論により培養神経回路網への2点の刺激電極の位置と刺激回数を推論する。次に、培養神経回路網がこれらの電気刺激に反応し応答パターンを出力する。最後に、得られた培養神経回路網の応答パターンに対して、ファジィ推論により応答パターンの分布状態をif-thenルールで同定する。その結果、ファジィ推論によりケペラの2個のアクチュエータのモータ速度が推論され、このアクチュエータのモータ速度がケペラに伝達されてケペラは障害物から回避できる。

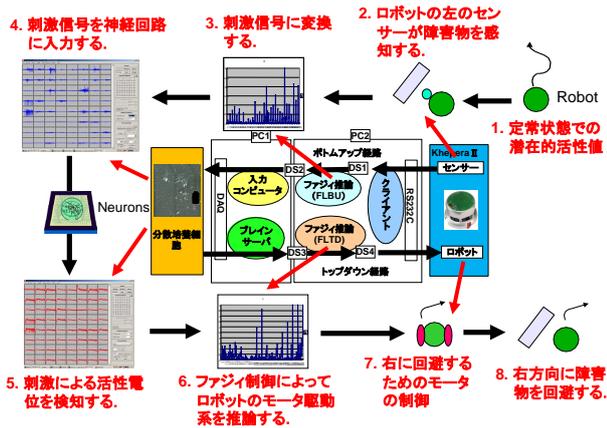


Fig. 9: 生体表現システムでのケペラの障害物回避

ここで問題となるのは、電気刺激に対する培養神経回路網の応答パターンの分布の推定であり、応答パターンの分布を同定するモデルとしてファジィ推論ルールが用いられている。したがって、ここでの問題は、現れた応答パターンの分布を最もよく表現するファジィ推論ルールを求めることである。そのために、まず、多点計測システムの64電極を8個ごとのブロックに分割する。ある電極に刺激信号 S^L, S^R が与えられたとき、各電極の検出時間幅内での活動電位スパイクの平均頻度数を算出して、各ブロック内でスパイク頻度が顕著に反応した1電極を検出する。ファジィルールでは、この8電極のスパイク頻度を入力属性 $x_j^L, x_j^R, j = 1, 2, \dots, 8$ として、また、出力属性はケペラの2個のアクチュエータのモータ速度 v^L, v^R として設定し、前件部のファジィ集合のメンバーシップ関数を活動電位に対するLowとHighの2種類として、出力のモータ速度を出力比が10:1となるように $-20 \sim +20$ で与えた。すなわち、ファジィルールは8入力2出力から構成され、全体のルール数は512個である。さて、電気刺激に対する培養神経回路網の応答パターン分布を最もよく表すファジィ推論ルールは次のようにして求める。いま、多点計測システムの2電極に刺激 S^L, S^R を与える。その反応パターンとして、スパイク頻度 $\mathbf{x}^L = (x_1^L, x_2^L, \dots, x_8^L), \mathbf{x}^R = (x_1^R, x_2^R, \dots, x_8^R)$ が得られたとしよう。第 r 番目のファジィルールの前件部にスパイク頻度 $\mathbf{x}^L, \mathbf{x}^R$ を入力し、適合度 $\mu_r(\mathbf{x}^L)$ と $\mu_r(\mathbf{x}^R)$ を計算する。

$$\mu_r(\mathbf{x}^L) = \mu_{r,L/H}(x_1^L) \wedge \mu_{r,L/H}(x_2^L) \wedge \dots \wedge \mu_{r,L/H}(x_8^L)$$

$$\mu_r(\mathbf{x}^R) = \mu_{r,L/H}(x_1^R) \wedge \mu_{r,L/H}(x_2^R) \wedge \dots \wedge \mu_{r,L/H}(x_8^R)$$

$$r = 1, 2, \dots, 256$$

学習すべきファジィルール r^* は下記の適合度 $\mu_r(\mathbf{x}^L)$ と $\mu_r(\mathbf{x}^R)$ の差が最も大きくなるルール番号とする。

$$r^* = \max_r |\mu_r(\mathbf{x}^L) - \mu_r(\mathbf{x}^R)| \quad (1)$$

ここでは、この r^* 番目のファジィルールが刺激 S^L, S^R に対する反応パターンの分布を最も推定していると考えられる。なお、ファジィ推論ルールが決定されると、そのファジィ推論ルールの後件部のモータ速度が最急降下法を用いて学習され、ファジィ推論ルールは微調整される。

図10に培養神経回路網によるロボットの障害物回避の行動パターンの例を示す。ここで、褐色の範囲はロボットが障害物を左側IRセンサーで認知した箇所を示し、緑色の範囲はロボットが障害物を右側IRセンサーで認知した箇所を示している。ロボットは、得られたセンサー情報を用いて合目的的に回避行動をとっていることがわかる。

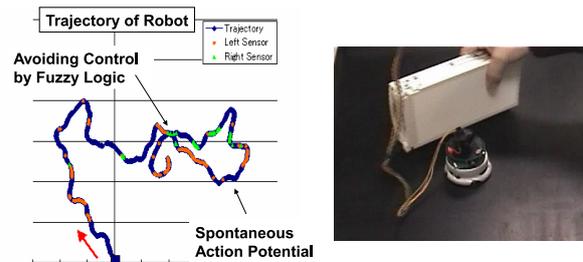


Fig. 10: ケペラの障害物回避の行動軌跡

4. おわりに

ここでは、しなやかな判断のためのデータ解析モデルの3つの事例を紹介し、それぞれのモデルの定式化と特徴について概説を行った。ソフトコンピューティングは人に優しく賢い制御法として有用である。昨今、各種の人工知能のモデルが提案されているが、ソフトコンピューティングとの融合を図ることによって、より高精度で人に寄り添う制御法が実現できると思われる。

参考文献

- [1] 林, 馬野: ファジィ・ニューラルネットワークの現状と展望, 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.2, pp.178-190 (1993)
- [2] 林: 家電製品へのファジィ制御の応用状況, 電気学会論文誌C部門, Vol.113, No.7, pp.466-473 (1993)
- [3] 林: 脳工学におけるしなやかな判断のデータサイエンス, 日本機械学会バイオロボティクス研究会講演会, 第20回日本知能情報ファジィ学会しなやかな行動の脳工学研究部会研究会 (2017)
- [4] I.Hayashi: Data Science of “Shinayakana” Decision on Advanced Computational Intelligence,

Proc. of the 5th International Workshop on Frontier of Science and Technology (FST2017),
Keynote Speech, No.KS-9 (2017).

- [5] 田中, 和多田, 林: ファジィ線形回帰分析の三つの定式化, 計測自動制御学会論文集, Vol.22, No.10, pp.1051-1057 (1986)
- [6] 林, 鶴背: ファジィデータ補間によるブースティングアルゴリズムの提案と脳コンピュータインタフェースへの応用, 知能と情報, Vol.28, No.1, pp.501-510 (2016)
- [7] 林, 徳田, 清原, 田口, 工藤: 生体表現システム: ファジィインタフェースを用いた培養神経細胞とロボットとの相互接合, 知能と情報, Vol.23, No.5, pp.761-772 (2011)

[連絡先]

林 勲 関西大学大学院 総合情報学研究科
〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1
tel. 072-690-2448
fax. 072-690-2491
e.mail ihaya@cpii.kutc.kansai-u.ac.jp