ショートノート

簡略化ファジィ推論によるコメの収量予測[†]

竹澤 邦夫*

簡略化ファジィ推論は入出力関係を柔軟に表現する手段である。福島県で得られたデータを用いて、気象データを入力変数とし、単位面積あたりのコメの収量を出力変数とする簡略化ファジィ推論のルールを導出したところ、従来の重回帰を用いた場合よりも高い予測精度を得ることができた。この結果を 1993 年のデータにあてはめた結果、深刻な冷害が起こることを予想できた。

キーワード：簡略化ファジィ推論，クロス・バリデーション，収量予測，ノンパラメトリック回帰

1. はじめに

1993 年の冷夏はコメの生産に重大な影響を及ぼした。そのため、気象条件が農業生産に及ぼす影響が社会的関心事となった。安定したコメの生産を行うためには気象条件がコメの生産に及ぼす影響を正しく理解し、適切な対策を立てる必要があることが広く認識されるに至ったのである。幸い、日本には気象庁によって蓄積された気象データと、農林水産省によって蓄えられたコメの収量に関するデータがあるので、それらを有効に利用すれば、気象条件がコメの生産に及ぼす影響についての定量的な解析が可能になると思われる。

そこで、ファジィ推論の中で実用的に最も大きな成果を上げている簡略化ファジィ推論^{1),2)}をこれらのデータに適用すれば、気象条件を用いてコメの生産を予測したり、対策を立てたりすることが可能になることが期待できると考えた。これは、簡略化ファジィ推論はファジィ推論の最も単純な形式でありながら多くの事例においてより複雑な形式を用いた場合よりも優れた結果を与えることが明らかになっているため、気象条件を用いてコメの収量を予測するためにもふさわしいと思われるからである。また、気象条件とコメの生産量との関係を因果関係に基づいて記述しようとする、光合成、呼吸、蒸散などの要素が絡むため、数学的な形式が複雑になりすぎて実用的ではなくなってしまう。この点も簡略化ファジィ推論が大きな成果を挙げている制御の事例と共通している。更に、コメの生産量を推定するにあたっては、それぞれのパラメータの意味や統計的な性質よりも予測誤差が重要であるため、パラメータの持つ数学的な性質より制御が与える

快適さや適用範囲の広さを重視する場合に有効な簡略化ファジィ推論が効果的な手段と考えられる。

ここでは、福島県のデータに適用した事例を用いて、実際のコメの生産量の予測に関して簡略化ファジィ推論がどのように役立つかを示す。用いられるデータは、入力変数がスカラーではなく、分布で表される点に特徴がある。通常のファジィ推論においては入力変数が曖昧さを伴っていることが多いが、ここでは数値データの分布を用いている。しかし、数学的な取り扱い、入力変数が曖昧さを伴う場合も分布の場合も本質的な違いはない。

2. 計算方法

簡略化ファジィ推論においては以下のようなルールが用いられる。

$$\begin{aligned} \text{if } X \text{ は } X_1^* \text{ に近い then } Y &= Y_1^* \\ \text{if } X \text{ は } X_2^* \text{ に近い then } Y &= Y_2^* \\ &\vdots \\ \text{if } X \text{ は } X_M^* \text{ に近い then } Y &= Y_M^* \end{aligned} \quad (1)$$

ここで X が入力変数、 Y が出力変数である。「 X は X_j^* に近い」は、ここでは以下のようなメンバーシップ関数で表す。

$$\mu_j(X) = \exp(-a(X - X_j^*)^2) \quad (2)$$

を用いる。 a は正の定数である。式(2)はメンバーシップ関数として最もよく利用されているものであり、メンバーシップ関数としてどのような形のものを用いるかは結果に大きな影響を与えないことがこれまでの簡略化ファジィ推論を用いた制御や推定の事例から分かっているので、ここでは式(2)だけを用いた。

$\{X_j^*\} (1 \leq j \leq M)$ を固定して、 $\{Y_j^*\} (1 \leq j \leq M)$ を求めるには、以下の値を最小にする。

[†] Prediction of Rice Yield by Simplified Fuzzy Logic

* Kunio TAKEZAWA

農林水産省北陸農業試験場研究技術情報科

Research Information Section, Hokuriku National Agricultural Experiment Station

$$E_1 = \sum_i \left(Y_i - \frac{1}{D} \sum_k \frac{\sum_j \mu_j(X_{ik}) Y_j^*}{\sum_j \mu_j(X_{ik})} \right)^2 \quad (3)$$

を最小化する。ここで、 $\{(X_{i1}, \dots, X_{ik}, \dots, X_{iD}, Y_i)\} (1 \leq i \leq N)$ がデータである。 $(X_{i1}, \dots, X_{ik}, \dots, X_{iD})$ が分布で表された入力変数で、例えば、 D ヶ月間の毎月の平均気温である。 Y_i は出力変数である。そして、 $(X_1^+, \dots, X_k^+, \dots, X_D^+)$ に対する推定値 (Y^+) は、最適化された $\{Y_j^*\}$ を用いて、

$$Y^+ = \frac{1}{D} \sum_k \frac{\sum_j \mu_j(X_k^+) Y_j^*}{\sum_j \mu_j(X_k^+)} \quad (4)$$

とする。

得られたルールの妥当性を調べるための統計量として、以下のようなクロス・バリデーション (CV)³⁾ を用いる。

$$CV = N^{-1} \sum_i (Y_i - Y_{i(i)}^+)^2 \quad (5)$$

ここで、 $Y_{i(i)}^+$ は i 番目のデータを除いて得られた入出力関係を用いて推定した i 番目の推定値である。この基準を用いて簡略化ファジィ推論の形をしたルールを求める。

ここで予測の妥当性を推定するために CV を用いる理由は、 CV を使えば様々な形式を持った予測式を与える予測誤差を比較することができるため、幅広く用いられている。特に、ここでは、実用的な観点に立てば、気象条件を利用してコメの収量を予測するという実用的な要請に応えることを目的にしているので、 CV の値を小さくする方法を優れた方法と考える。

この方法は容易に独立変数が2次元の場合に拡張できる。そのときは、以下のようなルールを用いる。

$$\begin{aligned} &\text{if } X_1 \text{ is } X_{11}^* \text{ 近く, } X_2 \text{ is } X_{21}^* \text{ 近い then } Y = Y_1^* \\ &\text{if } X_1 \text{ is } X_{12}^* \text{ 近く, } X_2 \text{ is } X_{22}^* \text{ 近い then } Y = Y_2^* \\ &\quad \vdots \\ &\text{if } X_1 \text{ is } X_{1M}^* \text{ 近く, } X_2 \text{ is } X_{2M}^* \text{ 近い then } Y = Y_M^* \end{aligned} \quad (6)$$

そして、以下の値を最小にする。

$$E_2 = \sum_i \left\{ Y_i - \frac{1}{D} \sum_k \frac{\sum_j \mu_j(X_{1ik}, X_{2ik}) Y_j^*}{\sum_j \mu_j(X_{1ik}, X_{2ik})} \right\}^2 \quad (7)$$

ここで、 $\{(X_{i1}, \dots, X_{1ik}, \dots, X_{1iD}, X_{2i1}, \dots, X_{2ik}, \dots, X_{2iD})\} (1 \leq i \leq N)$ がデータの入力変数、 $\{Y_i\} (1 \leq i \leq N)$ がデータの出力変数である。 $\{(X_{1j}^*, X_{2j}^*)\} (1 \leq j \leq M)$ と $\{Y_j^*\} (1 \leq j \leq M)$ がメンバーシップ関数を決めるパラメータで、「if X_1 is X_{1j}^* 近く、 X_2 is X_{2j}^* 近い」を表すメンバーシップ関数として、ここでは以下のもの

を用いる。

$$\mu_j(X_1, X_2) = \exp(-a_1(X_1 - X_{1j}^*)^2 - a_2(X_2 - X_{2j}^*)^2) \quad (8)$$

ここで、 a_1 と a_2 は定数である。そして、 $(X_{11}^+, \dots, X_{1k}^+, \dots, X_{1D}^+, X_{21}^+, \dots, X_{2k}^+, \dots, X_{2D}^+)$ に対する推定値 (Y^+) は、最適化された $\{Y_j^*\}$ を用いて、

$$Y^+ = \frac{1}{D} \sum_k \frac{\sum_j \mu_j(X_{1k}^+, X_{2k}^+) Y_j^*}{\sum_j \mu_j(X_{1k}^+, X_{2k}^+)} \quad (9)$$

とする。

3. 福島県のデータを事例とする応用例

気象データは1979年から1992年までの間に福島市のAmeDAS(Automated Meteorological Data Aquisition System)観測点で測定されたもののうち、7月から9月の毎月の平均気温(°C)と月ごとの日平均日照時間(hours/day)を用いた。コメの収量(kg/10 a)は農林水産省が発表したデータである。

まず、古典的な重回帰を用いた回帰を試みた。用いたソフトウェアはPC 98の上で動作するSPSS/PC Ver.2.0の日本語版である。このソフトウェアを用いて、3ヶ月間の月ごとの平均気温と平均日照時間の、合わせて6つを独立変数の候補とし、目的変数はコメの収量としてステップワイズ法を用いた変数選択を行って、得られた重回帰式は以下のものである。

$$Y = T_7 \times 18.6 + T_8 \times 15.6 + T_9 \times 22.1 - 782.9 \quad (10)$$

ここで、 T_7 、 T_8 、 T_9 はそれぞれ7, 8, 9月の平均気温である。日照時間は全く選択されなかった。クロスバリデーションを用いて推定して得られた、(9)が与える予測誤差(= $CV^{1/2}$)は37.9(kg/10 a)であった。

ただし、この CV は独立変数が変数が T_7 、 T_8 、 T_9 に固定して得られたものなので、変数選択が CV の値に及ぼす影響は考慮していない。図1はクロス・バリデーションを用いて得られた予測値((5)の $Y_{i(i)}^+$)と、実測値である。

図1 従来の重回帰を用いたコメの収量の予測
("Observed" は観測値、"Predicted" は式(5)の $Y_{i(i)}^+$)

次に、簡略化ファジィ推論を用いて独立変数として3ヶ月間の月平均気温を分布として用いた場合と、さらに3ヶ月間の月平均日照量の分布を加えて2つの独立変数を用いて計算を行った。すなわち、(4)と(7)における D は3である。

3ヶ月間の月平均気温を用いた計算の結果、図2のようなノンパラメトリックな回帰曲線が得られた。このとき、 $M=3$ 、(2)における $\alpha=1/25$ 、 $\{X_j^*\}=\{15.0, 22.5, 30.0\}$ とした。この $\{X_j^*\}$ は

$$X_j^* = 15.0 + 15.0 \cdot (j-1)/(M-1) \quad (1 \leq j \leq M) \quad (11)$$

として M を最適化した結果、得られたものである(図3)。このときの予測誤差($=CV^{1/2}$)は27.0(kg/10a)となり、先の重回帰を使った場合に比べて、かなり改善されたことが分かる。次に、月平均気温と月平均日照時間を使った計算を行ったところ予測誤差($=CV^{1/2}$)は25.1(kg/10a)となり、月平均気温だけを用いた場合よりもさらに優れた結果となった。このときの入出力関係は図4で、 $\{(X_{1i}^*, X_{2i}^*)\} (1 \leq i \leq 4)$ は(0,0)、(0,30)、(10,0)、(10,30)、(8)における $a_1=1/100$ 、 $a_2=4/900$ である。この $\{(X_{1i}^*, X_{2i}^*)\}$ は、いくつかの値の組合せを試みた結果、最も CV の値が小さくなるものを選んだものである。図4は日照時間が増大しても必ずしもコメの収量は増大しないことを示している。しかし、最小二乗法によって得られた入出力関係は必ず

図2 月平均気温を唯一の入力変数とする簡略化ファジィ推論のルールによる入出力関係

図3 月平均気温を唯一の入力変数とする簡略化ファジィ推論のルールを求めるにあたっての、CVによるルールの数の最適化

しも因果関係を示しているわけではないので、あくまでも予測のために役に立つ入出力関係が得られたことに重点を置いて理解すべきだろう。実際、この計算においてクロスバリデーションを使って得られた予測値を実測値と合わせて示した図5は予測値が実測値にかなり近い値をとっていることを示している。図1と図5と比べると、収量が平年値からかなり離れている、1980年、1988年、1990年において予測精度の向上が著しいことが分かる。つまり、簡略化ファジィ推論を用いた場合は、ルールの数とそのパラメータの値の決定にいくらかの試行錯誤を必要とするものの、古典的な重回帰を行った場合に比べて実用性の高い予測が可能になったのである。簡略化ファジィ推論におけるルールの選択やパラメータの決定にあたっては遺伝的アルゴリズムなどを用いた自動化が可能になると思われるので、試行錯誤の手間は徐々に逓減されてゆくことが期待できる。

このように、福島県におけるコメの収量予測に簡略化ファジィ推論が有効であることが分かったので、1993年の9月の始めに気象データを使った収量予測を試みた。この年は夏期の低温と長雨による冷害が心

図4 月平均気温と月平均日照時間を入力変数とする簡略化ファジィ推論による入出力関係

図5 図4に示されている入出力関係を用いたコメの収量の予測 (“Observed”は観測値、“Predicted”は式(5)の $Y_{i(i)}^*$)

配されたので、実際の収量がどのような値になり、それに対してどのような対策をとればよいかが広い関心を集めていた。9月の始めの時点では9月の気象データは利用できないので、9月の日照時間は1979年から1992年までの平均に等しいと仮定し、気温に関しては以下の4つの仮定を置いた。(A) 平年並み、(B) 平年より1度低い、(C) 平年より2度低い、(D) 平年より3度低い、という4つである。この年は近年にない低温であったので、9月の気温は平年より2度低いという仮定を採用し、図4に示されている曲面を使って、325.4 kg/10 a という値を得た。一方、式(10)を用いた場合は351.5 kg/10 a となった。

10月15日に農林水産省から発表された1993年における最終的なコメの収量は、福島県においては328 ka/10 a(図6のE)であった。この年の気象条件が特異なものであったことを考えると、325.4 kg/10 a という予測値は極めて高い精度のものであったと言える。しかし、気象庁から発表された9月の福島県における観測結果は、月平均日照時間は1979年から1992年の平均より3.2時間短く、気温は同じ時期の平均より1.1度低い、というものであった。9月は雨が多く、日照時間はかなり短くなったが気温の低下は小幅に止まったのである。この観測結果を図4の入出力関係にあてはめると、373.4 kg/10 a(図6のF)という値が得られた。つまり、もし9月の気象条件が正確に予測できていたとすると、収量の予測値は実際よりいくらか大きな値となってしまっていたのである。一方、式(10)を用いた場合は371.4 ka/10 a となり、簡略化ファジィ推論との優劣ははっきりしなかった。しかし、いずれの方法を用いた場合でも、この年の福島県におけるコメの収量は少なくとも400 kg/10 a 以下という深刻なものであることが9月始めの時点で明らかになったことの意義は大きい。

4. おわりに

気象条件が農業生産に与える影響を予測することを目的として多くの方法が試みられてきた。回帰分析はコメなどの生産量を予測するための手法の代表的なものである。しかし、従来の重回帰分析を用いた場合は十分な予測精度が得られないことも多かった。そのため、予測精度の向上のためには植物の内部のメカニズムを考慮したモデルを導入しなければならないという考えもあった。しかし、ファジィ推論やノンパラメトリック回帰が飛躍的に進歩した結果、状況は変わった。従来の重回帰を用いても十分な予測精度が得られないとされてきたデータをこれらのより柔軟性と実用性の高い手法を用いて再検討すれば実用的な予測精度が得

- A: 1993年の9月の平均気温が1978年から1992年の9月の平均気温と等しいと仮定して、図4の入出力関係によって得られた予測収量
 B: 1993年の9月の平均気温が1978年から1992年の9月の平均気温より1℃低いと仮定して、図4の入出力関係によって得られた予測収量
 C: 1993年の9月の平均気温が1978年から1992年の9月の平均気温より2℃低いと仮定して、図4の入出力関係によって得られた予測収量
 D: 1993年の9月の平均気温が1978年から1992年の9月の平均気温より3℃低いと仮定して、図4の入出力関係によって得られた予測収量
 E: 1993年における実際の収量
 F: 1993年における実際の気象データを図4の入出力関係に代入して得られた予測収量

図6 1993年9月の初頭における福島のコメの収量の予測、実際の収量、実際の気象データを図4に示されている入出力関係に代入して得られた収量

られる可能性が出てきたのである。特に簡略化ファジィ推論については、最近、generalized regularization networks と称して、簡略化ファジィ推論、ノンパラメトリック回帰、ニューラル・ネットワークを統合する理論体系の構築が行われている⁴⁾。そのため、簡略化ファジィ推論の重要性は理論的な面でもいっそう強調されるようになってきた。

しかし、こうした手法を用いて得られた回帰式モデルを予測に用いる場合には、予測に用いるときの独立変数の変域や変数間の相関構造などが、回帰式を作るために用いたデータとほぼ同じであることを確認しておく必要がある⁵⁾。また、簡略化ファジィ推論を使いさえすれば従来の方法よりも優れた結果が得られるとは限らない。単純な直線回帰の方が複雑な曲面を用いた回帰よりも優れた結果を与えることもあり得る。データから自動的に回帰式やモデルを導くための様々な努力は大きな成果をあげているとはいえ、データさえ用意すれば、すべての手続きが自動的に行われるアルゴリズムを生み出すまでには至っていないのである。

参 考 文 献

- (1) 若見・寺井： ファジィ理論の家電への応用，ファジィ技術の実用化技術，シュプリンガー・フェアラーク社，pp.255-277，1992.
- (2) 竹澤： ノンパラメトリック回帰からみたファジィ推論，日本ファジィ学会誌，Vol.5，No.6，pp.1273-1279，1993.
- (3) 竹澤： 続・ノンパラメトリック回帰からみたファジィ推論，日本ファジィ学会誌，Vol.7，No.1，pp.35-43，1995.
- (4) F. Girosi, M. Jones and T. Poggio: Regularization Theory and Neural Networks Architectures, Neural Computation, 7, pp.219-269, 1995
- (5) 久米，飯塚： 回帰分析，岩波書店，1987.

(1994年9月16日 受付)

(1995年6月17日 再受付)

[問い合わせ先]

〒943-01 新潟県上越市稲田1-2-1

農林水産省北陸農業試験場

研究技術情報科

竹澤 邦夫

TEL : 0255-26-3214

FAX : 0255-24-8578

E-mail:takezawa@inada.affrc.go.jp

—— 著 者 紹 介 ——

竹澤 邦夫 (たけさわ くにお)

農林水産省 北陸農業試験場 研究技術情報科

1984年 名古屋大学大学院工学研究科 応用物理学専攻前期課程修了。同年より、1995年3月まで、農林水産省 農業環境技術研究所に勤務し、ノンパラメトリック回帰、ファジィ推論などを用いた、地球環境、気象、農業生産などの解析とモデル化の研究に従事。1995年4月より現職。日本ファジィ学会、情報処理学会、応用統計学会、日本計量生物学会、日本農業気象学会などの会員。

Prediction of Rice Yield by Simplified Fuzzy logic

by

Kunio TAKEZAWA

Abstract :

Simplified fuzzy logic permits flexible representation of input-output relationships. In this study, sets of fuzzy rules based on simplified fuzzy logic were derived from observed data in the Fukushima area; meteorological data were input and rice yield data was output. These sets of rules outperformed a conventional multiple linear equation. Application of those rules to the observed meteorological data in 1993 predicts serious cold-weather damage of the year.

Keywords : Cross-Validation, Nonparametric Regression, Simplified Fuzzy Logic, Yield Prediction

Contact Address : **Kunio TAKEZAWA**

Research Information Section,

Hokuriku National Agricultural Experiment Station

Inada 1-2-1, Jyoetu, Niigata 934-01, Japan

TEL : 0255-26-3214

FAX : 0255-24-8578

E-Mail : takezawa@inada.affrc.go.jp