

Fuzzy推論システムを用いた流出予測
Run-Off Prediction Using Fuzzy Inference System

東京工業大学工学部 学生員 日向博文 Hirofumi hinata
東京工業大学工学部 正員 日野幹雄 Mikio Hino
東京工業大学工学部 福西祐 Yu Fukunishi

An attempt of run-off prediction is carried out using an artificial intelligence system making use of the fuzzy theory in it's inference process. A new type of an artificial intelligence system which can treat "fuzzy sets" has been developed. The system consists of a fuzzy inference engine and a fuzzy knowledge base. Several rules for run-off prediction are placed in the fuzzy knowledge base. Run-off prediction simulation is tried out with real data from Nahari river area of Kohchi prefecture. Some promising results are obtained as an results of prediction simulation.

keywords:run-off prediction, fuzzy theory, artificial intelligence

1 序 論

流出予測の問題は多くの人々によって研究され予測制度の向上について努力が傾倒されている。これまでの流出予測はおもに水文・水理学的な方法とカルマン・フィルターなど制御理論にもとづくものであった。しかしながら降雨・流出系の強い非線形性や降雨変動の確率性、さらにはパラメータとして表しきれない様々なファクターのために、いまだ研究の余地が多く残っている。また実際のダム操作ではダム管理技術者の経験やかんによる要素も少なくないと聞いている。我々はファジイ理論を用いた“推論システム(人工知能)”を構築し、さらにこの“システムによる流出解析”を行うことを試みた。

ファジイ集合の概念は、1956年にカリフォルニア大学(バークレー)のL. A. Zadeh教授により発表されたもので、以来ファジイ性に関する多くの研究成果が発表されてきた。(特に日本で盛んである)実際その工学分野への応用を見ても、制御理論、人工知能、ロボット工学、システム工学、など多くの分野に応用され、仙台市の地下鉄などの例にみられるように特にファジイ制御ではその一部が実用化されている。

この“fuzzy理論”を流出解析に応用する試みは北大の藤田らによって試みられている¹⁾²⁾。我々は人工知能システムにfuzzy理論を組み込み、fuzzy推論による流出解析を行うことによって、パラメータとして表しきれなかったファクターを流出解析に取り入れた流出予測を行った。我々のこの流出予測人工知能システムは現在我々が開発中のダム管理エキスパートシステムの核をなす部分でもある。

2 Fuzzy推論システムの概要

2.1 Fuzzy集合³⁾⁴⁾

我々が良く扱う集合といえば、属するか否かがはっきり定まっているようなものの集まり(偶数の集合、男性の集合など)であるのに対して、fuzzy集合はその境界がはっきりしないものの集まり(背の高い人の集合、大きい数の集合、少年の集合など)である。今、身長160cmから200cmの集合における「高いと思われる身長」の集合を考えてみる。そこで0から1までの任意の値をとる“長身度”なるもので「高いと思われる身長」を評価するとする。例えば、身長160cmは全く高くないので長身度0.0、170cmはそこそこ高いので0.5、180cmはかなり高いので0.9、185cm以上は完全に高いので1.0、といった具合である(図1)。この様に、全体集合の要素にその要素がある集合に属する“度合い”(0から1までの任意の値)をつけて表した集合をfuzzy集合という。たとえば上記の「高いと思われ

る身長」の集合をfuzzy集合の形で表すと次のようになる。

「高いと思われる身長」の集合

$$= 0.0 / 160 \text{ cm} + 0.5 / 170 \text{ cm} + 0.9 / 180 \text{ cm} + 1.0 / 185 \text{ cm}$$

ここに/はセパレータ、+は“または”(or)を意味する。

数学的に表現すると、全体集合Uにおけるfuzzy集合Fはメンバーシップ関数 μ_f
 $\mu_f: U \rightarrow [0, 1]$

によって特徴づけられた集合であり、値 $\mu_f(u)$ は要素uのfuzzy集合Fに属する度合を表している。つまり値 $\mu_f(u)$ が1に近いほど要素uがfuzzy集合Fに属する度合が高く、0に近ければ度合が低いことを表している。Uが有限集合 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ の場合には

$$F = \mu_f(u_1) / u_1 + \mu_f(u_2) / u_2 + \dots + \mu_f(u_n) / u_n$$

と表せ、ベクトル表示してやると、 $\{\mu_f(u_1) \quad \mu_f(u_2) \quad \dots \quad \mu_f(u_n)\}$ と表せる。より一般的に表せば、

$$F = \mu_f(u_n) / u_n$$

となる。つまりfuzzy集合の概念を用いれば、いままで取り扱えなかった概念も数学的に取り扱えるようになる。

2.2 Fuzzy推論³⁾⁴⁾⁵⁾

一般的には、人工知能システムは曖昧な概念を含むものは取り扱えないのであるが、我々はfuzzy集合をもとに推論を進めることのできるfuzzy推論をシステムに取り入れた。

(1) Fuzzy関係と合成演算

集合UからVへのfuzzy関係Rとは、直積 $U \times V$ におけるfuzzy集合であり

$$\mu_r: U \times V \rightarrow [0, 1]$$

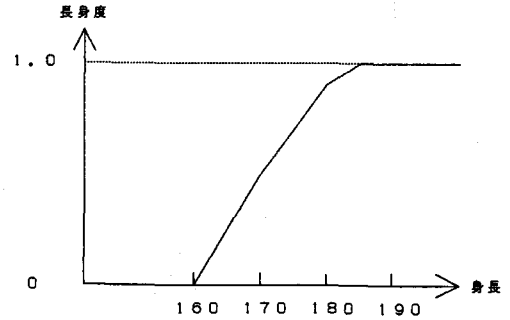
なるメンバーシップ関数で特性づけられ、次のように表せる。

$$R = \mu_r(u, v) / (u, v)$$

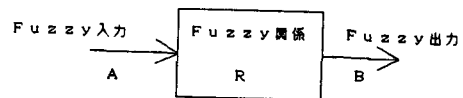
例えば、 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 、 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ のとき、集合UからVへのfuzzy関係Rは $n \times m$ 行列によって表すことができる(fuzzy行列)。このfuzzy関係Rとfuzzy集合 $F = \{\mu_f(u_1) \quad \mu_f(u_2) \quad \dots \quad \mu_f(u_n)\}$ との合成(max・min合成)は、通常のベクトルと行列の演算の $\times$ をminに、+をmaxに置き換えることによって行うことができる。このfuzzy関係Rがfuzzy推論に重要な役割を果たすのは、合成 $A \cdot R$ において $A \cdot R = B$ とすれば、ひとつのfuzzy概念AをRとゆうfuzzyシステムに入力してやると、新しいfuzzy概念Bが出力されることから容易に想像がつくであろう(図2)。

(2) Fuzzy推論

人間が日常行っている推論は、一般に



(図1)
(高いと思われる身長の集合)



(図2)

(rule1): If x is A then y is B.

(fact1): x is A'.

(1)

∴ y is B'.

この種の推論であり、これが fuzzy 推論である。ここに A, A', B, B' は fuzzy 概念であり、A と A', B と B' は必ずしも一致していなくてもよいところに fuzzy 推論の特徴があるといつてよい。上式 1 の条件文 "If x is A then y is B" ($A \rightarrow B$ と表す) は A と B とのなんらかの因果関係を表していると考えられる。この因果関係を表す行列 (fuzzy 行列 R) をなんらかの方法で決めてやり R と A' とを合成してやることによって B' を求めてやることのできる。これを推論の合成規則という。(図 3)



(図 3)

(推論の合成規則: $A' \cdot (A \rightarrow B) = B'$)

次に式 1 の fuzzy 推論を拡張したものとして

(rule1): If x is A and y is B then z is C.

(fact1): x is A' and y is B'.

(2)

∴ z is C'.

を考えてみる。fuzzy 条件文 "If x is A and y is B then z is C." ($A \text{ and } B \rightarrow C$) は直積 $U \times V \times W$ における 3 項 fuzzy 関係として表すことができ、合意 $\rightarrow$ として (式 3) を採用してやれば (式 4) の合成をしてやることによって結論 C' を求めることができる。

$$R = A \rightarrow B = (A \times V) \oplus (U \times B) \\ = 1 \wedge (1 - \mu_a(u) + \mu_b(v)) / (u, v) \quad (3)$$

$$C' = (A' \text{ and } B') \cdot [A \text{ and } B \rightarrow C] \\ = [A' \cdot (A \rightarrow C) \cup B' \cdot (B \rightarrow C)] \quad (4)$$

ここに $\wedge$ は min、 $\cup$ は "交わり"、 $\oplus$ は限界和 (式 5) を表す。(Zadeh の推論方法)

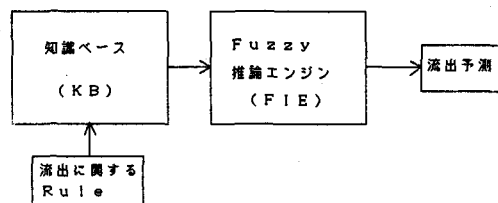
$$a \oplus b = 1 \wedge (a + b) \quad (5)$$

(3) 前向き推論と後向き推論

既知の事実から推論を重ねて結論を得る方法を前向き推論といい、これは "風が吹いたら桶屋が儲る" 的な推論である。逆に、ある結論を仮定して、これを支持する事実があるかどうかを調べる方法を後向き推論という。医療診断エキスパートシステムには後者がよく用いられている。

2.3 Fuzzy 推論システム

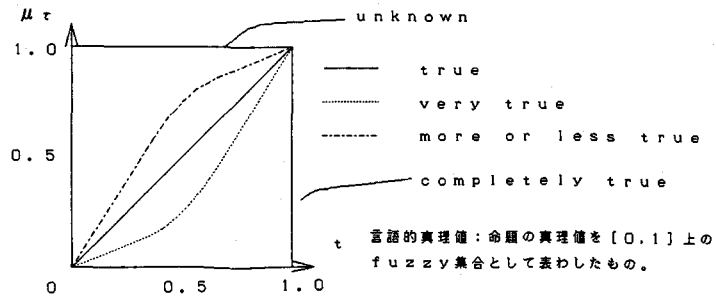
我々の fuzzy 推論システムは Rule (ルール) や Fact (データ) から成る知識ベース (KB) と、これらを使って推論を行う推論エンジン (IE) とから成っている (図 4)。知識ベースにある特定の領域の (エキスパートの) 知識をある一定の形式によって入力してやることによりエキスパートシステムが出来る。我々は、この知識ベースに流出に関する知識 (Rule) を組み込むこ



(図 4)

(システムの構造)

とによって流出を予測した。推論エンジンはより一般性のあるもので、知識ベースに入っている知識の種類によらず推論を行う。極端な話をすれば化学構造式を推定するのも、流出予測をするのも同じ推論エンジンでよいわけである。⁷⁾



(図5)
(言語的真理値)

fuzzy推論の方法にはいろいろあるが、

このシステムでは上で述べたZadehの推論方法を用い、(式3)にもとずいてfuzzy条件文を表す行列Rを決定し、さらにうまく推論するように行列Rを手直した。また“雨が降る”といったfuzzyで表現しづらい命題は、言語的真理値 τ (linguistic truth value) (図5)⁶⁾を用いてやることによってうまく表現できた。

推論はまずシステムに質問(流出量は?)し、それを支持する事実があるかどうかを調べる後向き推論を行い、推論がうまくいった(支持する事実が見つかった)ら、逆に前からベクトルと行列の合成をしていく方法をとった。これは後向き推論をすることによって、必要のない結果を推論することを防ぐと共に推論がうまくいかなかった場合、どんな事実が不足していたかを出力させるためである。

また、fuzzy条件文が複雑になると、例えば“If A and B and C then D”といった場合、DのベクトルからA, B, Cのベクトルを求めるのは不可能であるため最後に前向き推論を行っている。

3 Fuzzy推論システムによる流出予測

今回は実際のデータを用いて1時間後の流出を予測する試みを行った。データ(fact)としては、1987年5月14日の降雨の際に奈半利川(高知県)において観測されたものを用いた。推論に用いたルール(rule)は

```
rule 1    run-off: averagerainfall, lastweektotalrainfall, presavation, deltarun-off
rule 2    presavation: springTV, lastweekcleardays
{
rule n    . . . . .
```

といった書式で書かれ、ここにrun-offは流出量(t/s)、averagerainfallは流域平均時間雨量(mm/h)、lastweektotalrainfallは過去1週間の総雨量(mm)、presavationは流域の保水能力、deltarun-offは過去1時間での流量変化、springTVは流出予測日の季節が春であることの確からしさ(TVは言語的真理値)、lastweekcleardaysは過去1週間の晴れ具合を各々表している。つまりrule 1は流域平均雨量と過去1週間の総雨量、流域の保水能力、さらに流量変化が分かれば流出量は推定できるというルールである。rule 2は流出予測日の季節、過去1週間の晴れ具合が分かれば流域の保水能力は推定できるというルールである。推論に用いたデータ(fact)については、

```
fact 1    averagerainfall(0.0 0.1 1.0 0.5 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0)
```

factn

の形で書かれ、この例では流域平均雨量を0.0 (mm/h)~50.0 (mm/h)まで5.0 (mm)間隔で10 stepsに分け、fact1では平均雨量が5 (mm)~10 (mm)であるグレード(確からしさ)が0.1、10 (mm)~15 (mm)であるグレード(確からしさ)が1.0、15 (mm)~20 (mm)であるグレード(確からしさ)が0.5であることを示している。これらのベクトル表示されたグレード(確からしさ)と行列との合成により流出量が推論されるわけである。システムの推論結果は、可能な限り推論して得られたベクトル(メンバーシップ関数)がグラフの形で表されている。結果が値ではなく、広がりを持っている分布として得られるところが特徴である。従ってメンバーシップ関数の分布が鋭く立ち上がっていて、メンバーシップ関数の最大値が1.0に近いときは信頼のおける推論といえるが、逆に分布が滑らかで、最大値が0に近いときは信頼度が低い推論といえる。

さて、このシステムに前述の高知県奈半利川で観測された実際のデータを当てはめて推論を行ったところ、図6に示すような3通りの結果が得られた。3通りの異なる推論結果が得られた理由は、各々の場合で推論過程で推論システムが採用したルールやデータが異なるためである。結果1ではstep3 (40~60 (t/s))のグレード(確からしさ)が最も大きく、結果2ではstep3とstep4 (60~80 (t/s))のグレードが最も大きくなっている。しかもこの2つの結果共1.0に近いグレードの最大値が得られている。従ってこの2つの推論結果に関しては信用できる推論をしているといえる。しかし結果3ではグレードの最大値が小さいため信頼度の低い推論結果である。この原因は、結果3を導出した推論の過程で用いられたルールが、適合性の低いものであったためである。このようにfuzzy推論を行っていく際には、fuzzyであるが為に関連性はあるものの、適合性が低く用いられるべきでなかったルールを用いて推論が進むことが起こりうる。このような信頼度の低い推論は、結論の確からしさ分

実測値(1987年5月14日)

流量 . . . 39.1 (t/s) (午前0時)

52.1 (t/s) (午前1時)

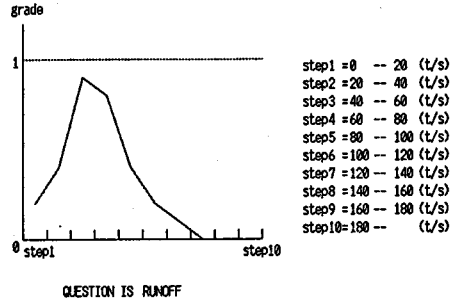
76.1 (t/s) (午前2時)

流量変化 . . . +13.0 (t/s) (午前0時から午前1時)

時間雨量 . . . 14 (mm/h) (午前0時から午前1時)

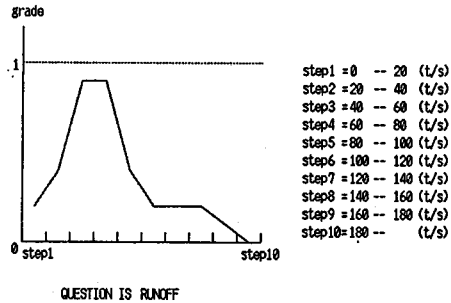
(結果1)

FUZZY INFERENCE ENGINE shows..... (PRESS KEY TO CONTINUE)



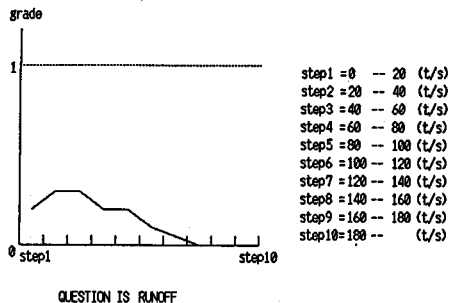
(結果2)

FUZZY INFERENCE ENGINE shows..... (PRESS KEY TO CONTINUE)



(結果3)

FUZZY INFERENCE ENGINE shows..... (PRESS KEY TO CONTINUE)



(図6)

(システムの推論結果と実測値との比較)

布をみれば判定できるので無視すればよい。

4 結び

今回の推論では図6（結果1、結果2）のように、メンバーシップ関数の分布が鋭く立ち上がっていて、メンバーシップ関数の最大値が1.0に近く実測値に近い推論結果が得られたので、意味のある推論がなされたといえる。

次に我々の推論システムは汎用性の高いものであるため、今後の改良によりさらに複雑かつ正確な推論を行うシステムにプロトタイピング（成長）させていけると考えている。今後改良を要する点として以下に示すことが挙げられる。

- (1) ルールをより信頼のおけるものにする
- (2) ルールの数を増やす
- (3) 合成の方法を変えてみる

5 参考文献

- 1) 藤田睦博(1988): FUZZY理論と流出予測、水文・水資源学会 1988年研究発表会要旨集
- 2) 藤田睦博(1987): Fuzzy集合理論の流出予測問題への応用、第29回水理講演会論文集
- 3) 水本雅晴(1988): Fuzzy推論と近似的推論、別冊『数理科学』フジイへの道, p101~p111.
- 4) 水本雅晴(1988): Fuzzy論理とFuzzy推論、『数理科学』no284, p10~p18.
- 5) Zadeh.L.A(1975): FUZZY LOGIC AND APPROXIMATE REASONING、Synthese 30 407-428
- 6) J.F.BALDWIN(1979): A NEW APPROACH TO APPROXIMATE REASONING USING A FUZZY LOGIC、Fuzzy Sets and Systems 2 309-325
- 7) 田村進一, 柳原圭雄, 唐沢博: 人工知能の世界, 技術評論社.