

シヨートノート

## AND 演算子を調整する ファジィID3の一提案†

林 勲\*<sup>1</sup> 前田 利之\*<sup>2</sup> 小澤 順\*<sup>3</sup>

本論文では、AND 演算子を調整するファジィID3を提案する。ファジィID3は馬野らによって提案されたファジィルールの獲得手法である。データ集合が与えられると、メンバーシップ値による相互情報量を求め、相互情報量が最大となる属性を選択して、ファジィルールを表現する決定木を構成する。しかし、ファジィルールの構成はメンバーシップ関数の形状や演算子に大きく依存し、必ずしも最適なファジィルールが得られるとは限らない。本論文では、AND 演算子を t-norm 演算子で定義し、黄金分割法を用いて相互情報量が最大となるように演算子を調整するアルゴリズムを定式化する。まず、アルゴリズムを定式化し、黄金分割法を適用するために相互情報量が t-norm 演算子のパラメータに関して単峰性を満足するかを議論する。次に、数値例によって本手法の有用性を示す。

キーワード：ファジィID3, ファジィルール, t-norm 演算子, 調整手法, 黄金分割法

### 1. はじめに

データから if-then ルールを獲得する手法に、Quinlan<sup>1)</sup>が提案したID3がある。ID3では、入力データと出力パターンとのデータ集合が与えられると、相互情報量<sup>2)</sup>が最大となる属性を選択して、その属性によってデータ集合を分割し、木構造の if-then ルールを構成する。この木構造を決定木という。また、馬野ら<sup>3)</sup>はファジィID3を提案している。ファジィID3<sup>3)-5)</sup>では、メンバーシップ値を用いた相互情報量を定義し、データ集合とファジィ集合が与えられた場合に、相互情報量が最大となる属性を選択し、ファジィルールを表現する決定木を構成する。ファジィ集合を用いるので、数値データを取り扱うことができ、比較的少数のルールを構成できる。また、各データをメンバーシップ値の度合いをもつパターンのクラスに分割することができる。しかし、メンバーシップ値でデータ集合を分割して決定木を作成するので、ファジィルールの構成がメンバーシップ関数の形状や演算子に大きく依存する。

本論文で提案するファジィID3<sup>6),7)</sup>では、パラメータ付き t-norm 演算子<sup>8)</sup>を用いてファジィルールの AND 演算子を定義し、黄金分割法<sup>9)</sup>により相互情報量が最大となるように AND 演算子のパラメータを調整し、

属性を選択する。AND 演算子として多重線形効用関数を用いることもできる。しかし、ここでは、ファジィルールが AND 演算子を用いて構成されることを考慮して、AND 演算子を調整することとする。

黄金分割法は探索のための収束性にすぐれ、アルゴリズムが簡便であるという特徴がある。ただし、目的関数が単峰性であることを満足する必要がある。演算子を調整する同様な手法として、馬野ら<sup>10)</sup>はメンバーシップ関数と t-norm 演算子を最急降下法によって調整している。馬野らの手法は本手法の一般化であるともいえる。しかし、メンバーシップ関数と t-norm 演算子とを同時に調整した場合には調整が複雑となり、これらのパラメータと相互情報量との関係については言及していない。また、探索次元が1次元の場合には最急降下法でなく黄金分割法で十分である。本論文では、これらの点を考慮して、黄金分割法によって t-norm 演算子を調整した場合の演算子のパラメータと相互情報量との関係、及び相互情報量の単峰性について議論する。また、演算子を調整することの有効性を示すため、黄金分割法の収束性や演算子の調整によるクラスの認識率についても議論する。

### 2. t-norm 演算子

t-norm 演算子 $\oplus$ とは、 $T(x_1, x_2) : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ なる関数  $T$  である<sup>8),11)</sup>。代表的な t-norm 演算子として、次の演算子がある。

$$\text{激烈積} : x_1 \wedge x_2 = \begin{cases} x_1 & (x_2 = 1) \\ x_2 & (x_1 = 1) \\ 0 & (x_1, x_2 < 1) \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{限界積} : x_1 \odot x_2 = 0 \vee (x_1 + x_2 - 1) \quad (2)$$

† A Proposal of Fuzzy ID3 with Ability of Tuning for AND Connectives

Isao HAYASHI, Toshiyuki MAEDA and Jun OZAWA

\*1 阪南大学 経営情報学部  
Faculty of Management Information, Hannan University

\*2 福山平成大学 経営学部  
Faculty of Management, Fukuyama Heisei University

\*3 松下電器産業(株) 先端技術研究所  
Advanced Technology Research Laboratories, Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

$$\text{代数積: } x_1 \times x_2 = x_1 \cdot x_2 \quad (3)$$

$$\text{論理積: } x_1 \wedge x_2 = \min\{x_1, x_2\} \quad (4)$$

ただし,  $\vee, \cdot$  は, それぞれ,  $\max$  演算, 積を表す.

また, Schweizer<sup>12)</sup>や Dubois と Prade<sup>11)</sup>, Yager<sup>13)</sup>, 水本ら<sup>8)</sup>によって, 種々のパラメータ付きの t-norm 演算子が提案されている. 例えば, Schweizer の t-norm 演算子では次式を用いる.

$$T(x_1, x_2) = 1 - ((1-x_1)^p + (1-x_2)^p - (1-x_1)^p(1-x_2)^p)^{1/p} \quad (5)$$

ただし,  $p$  はパラメータである. パラメータ  $p$  を変化させることにより, 激烈積 ( $p \rightarrow 0$ ) から論理積 ( $p \rightarrow \infty$ ) までを表現できる.

種々の t-norm 演算子は次の関係を満足する.

$$\wedge \leq \odot \leq \times \leq \wedge \quad (6)$$

### 3. ファジィID3のアルゴリズム

まず, 本手法で用いる黄金分割法について概説する. いま, 1次元の実数を  $R^1$  で表す. 関数  $f: R^1 \rightarrow R^1$  が与えられた場合, 最適化問題を解く手法として黄金分割法は有用である. いま, 目的関数  $f$  が区間  $L = [a, b] \subset R^1$  内に最大点  $x^* \in L$  をもつものとする. このとき, 黄金分割法では,  $f$  が区間  $L$  で単峰形ならば, 任意の探索点  $x_1, x_2, x_1 < x_2$  に対して, 次のように, 区間  $L$  の幅を縮小した新たな区間  $L^{\text{new}}$  (ただし,  $x^* \in L^{\text{new}}$ ) を生成する.

$$\left. \begin{array}{l} f(x_1) \geq f(x_2) \text{ のとき, } x^* \in L^{\text{new}} = [a, x_2] \\ f(x_1) < f(x_2) \text{ のとき, } x^* \in L^{\text{new}} = [x_1, b] \end{array} \right\} \quad (7)$$

ただし,

$$x_1 = a + \frac{(3-\sqrt{5})}{2} (b-a) \quad (8)$$

$$x_2 = a + \frac{(\sqrt{5}-1)}{2} (b-a) \quad (9)$$

この区間  $L$  の縮小を繰り返すことにより, 最大点  $x^*$  を探索する.

提案するファジィID3のアルゴリズムを次に示す.

いま, 属性  $x_j, j=1, 2, \dots, n$  に対して  $N$  個のデータ  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}), i=1, 2, \dots, N$  が得られているとする. 各  $x_j$  は  $r$  個のクラス  $C_k, k=1, 2, \dots, r$  に分類されている. ただし, クラス  $C_k$  はクリस्पな集合である. また, 各  $x_j$  に対して,  $m(j)$  個のファジィ集合  $F_{tj}, t=1, 2, \dots, m(j)$  を定義する. 決定木は以下の手順を繰り返すことにより構築される. この繰り返しの回数を記号  $L, L=0, 1, 2, \dots$  で表す.

[手順1] 決定木の第  $L$  番目でのクラス  $C_k$  の出現度合い  $G_k^L$  を次式により求める.

$$G_k^L = \left( \frac{\sum_{i \in C_k} \mu^L(i)}{\sum_{i=1}^N \mu^L(i)} \right), \quad k=1, 2, \dots, r \quad (10)$$

ただし,  $\mu^L(i)$  は第  $L$  番目におけるデータ  $x_i$  の適合度合いであり,  $\mu^0(i) = 1$  とする.

[手順2] 第  $L$  番目でのデータ集合  $D$  のエントロピー  $H(D)$  を計算する.

$$H(D) = - \sum_{k=1}^r G_k^L \log_2 G_k^L \quad (11)$$

[手順3] 第  $L+1$  番目の属性  $x_j^*$  と AND 演算子を以下の手順により決定する.

[手順3-1] 属性  $x_j$  に関する条件付きエントロピー  $H(D|j, p)$  を次のように計算する.

$$H(D|j, p) = \sum_{i=1}^{m(j)} (g_{tj} \times (- \sum_{k=1}^r G_k^{L+1} \log_2 G_k^{L+1})), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

ただし,

$$g_{tj} = \left( \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{F_{tj}}(x_{ij})}{\sum_{i=1}^{m(j)} \sum_{i=1}^N \mu_{F_{tj}}(x_{ij})} \right) \quad (13)$$

$$\mu^{L+1}(i) = \mu^L(i) \oplus \mu_{F_{tj}}(x_{ij}) \quad \text{for } \forall t \quad (14)$$

ここで,  $\oplus$  はパラメータ  $p$  をもつ t-norm 演算子を表す.

[手順3-2] 相互情報量  $I(j, p)$  を求める.

$$I(j, p) = H(D) - H(D|j, p) \quad (15)$$

[手順3-3]  $I(j, p)$  が最大となるパラメータ  $p^*$  を黄金分割法を用いて求める.

[手順3-4] 次式を満足する属性  $x_j^*$  を求める.

$$I(j^*, p^*) = \max_j I(j, p^*) \quad (16)$$

[手順3-5] 属性  $x_j^*$  を第  $L+1$  番目の属性として採用し,  $p^*$  の t-norm 演算子を AND 演算子として採用する.

[手順4] 次の条件を満足する場合には, データ集合  $D$  に関するファジィルールが獲得されたとして, 以後の層でのアルゴリズムの手順を停止する.

$$\exists k; G_k^{L+1} > \alpha \quad \text{または} \quad \sum_{i=1}^N \mu^{L+1}(i) < \beta \quad (17)$$

ただし,  $\alpha$  は出現度合いが  $\alpha$  以上であるクラスが存在すれば停止するためのしきい値であり,  $\beta$  はデータ  $x_i$  の適合度合いの合計が  $\beta$  以下であれば停止するためのしきい値である.

[手順5] 手順4の停止則を満足しない場合には,  $L=L+1$  として手順1に戻り, アルゴリズムを継続する.

アルゴリズムにおいて、手順1と手順2、手順4とは従来のファジィID3の定式化であり、本手法では、AND演算子の調整のために新たに手順3を付け加えた。

黄金分割法を用いるには、パラメータ  $p$  に関して、相互情報量  $I(j, p)$  が単峰性を満足する必要がある。単峰性を満足するための条件について議論しよう。まず、パラメータ  $p$  の微小変化に対する相互情報量  $I(j, p)$  への影響  $dI(j, p)/dp$  を求めると、次のようになる。

$$\begin{aligned} \frac{dI(j, p)}{dp} &= \frac{dH(D)}{dp} - \frac{dH(D|j, p)}{dp} \\ &= -\frac{dH(D|j, p)}{dp} \\ &= -\sum_{i=1}^{m(j)} (g_{ij} \times \frac{d}{dp} \sum_{k=1}^r G_k^{L+1} \log_2 G_k^{L+1}) \quad (18) \end{aligned}$$

ここで、

$$M_k(p) = \sum_{i \in C_k} \mu^{L+1}(i) = \sum_{i \in C_k} (\mu^L(i) \oplus \mu_{F_{ij}}(x_{ij})) \quad (19)$$

$$M_0(p) = \sum_{i=1}^N \mu^{L+1}(i) = \sum_{i=1}^N (\mu^L(i) \oplus \mu_{F_{ij}}(x_{ij})) \quad (20)$$

とすると、(18)式は次のようになる。

$$\begin{aligned} \frac{dI(j, p)}{dp} &= -\sum_{i=1}^{m(j)} \left( g_{ij} \times \sum_{k=1}^r \frac{d}{dp} \left( \frac{M_k(p)}{M_0(p)} \log_2 \frac{M_k(p)}{M_0(p)} \right) \right) \\ &= -\sum_{i=1}^{m(j)} \left( g_{ij} \times \sum_{k=1}^r \frac{1}{(M_0(p))^2} \times E_{1k} \times E_{2k} \right) \quad (21) \end{aligned}$$

ただし、

$$E_{1k} = \log_2 \frac{M_k(p)}{M_0(p)} + \frac{1}{\log_e 2} \quad (22)$$

$$E_{2k} = \frac{dM_k(p)}{dp} M_0(p) - \frac{dM_0(p)}{dp} M_k(p) \quad (23)$$

とする。

したがって、 $E_{1k}$ 、 $E_{2k}$ の符号の正負によって、 $dI(j, p)/dp$ の符号が決定する。(5)式のSchweizerのt-norm演算子はパラメータ  $p$  に関して単調非増加関数もしくは単調非減少関数である。この性質を用いて、 $E_{1k}$ 、 $E_{2k}$ の符号の正負による  $I(j, p)$ の単峰性について議論する。他のt-norm演算子についても同様な議論ができる。

$E_{1k}$ において、 $M_k(p)/M_0(p)$ は、第  $k$  番目のクラスの出現度合いを表している。 $E_{1k}=0$ とすると、 $M_k(p)/M_0(p)=0.368$ となる。これにより、次の性質をもつ。

- 1)  $k < 3$  ならば、 $E_{1k} \geq 0$
- 2)  $k \geq 3$  ならば、 $E_{1k} < 0$

一方、 $E_{2k}$ において、(19)、(20)式の  $\mu^L(i) \oplus \mu_{F_{ij}}(x_{ij})$  が0または定数の場合には、 $p$ の変化に関係なく、 $M_k(p)$ と  $M_0(p)$ は定数となるので、 $E_2=0$ となる。 $0 < \mu^L(i) < 1$ 、 $0 < \mu_{F_{ij}}(x_{ij}) < 1$ の場合には、(5)式のt-norm

演算子は  $p$  について単調増加関数となるので、 $M_k(p)$ と  $M_0(p)$ はともに  $p$  について単調増加関数となり、 $E_{2k}$ は  $p$  について単調増加関数もしくは単調減少関数となる。したがって、 $E_2=0$ となる  $p$  が存在する。

$dI(j, p)/dp$ は  $E_{1k} \times E_{2k}$ をすべてのクラスに対して合計するので、 $dI(j, p)/dp$ は単調非増加関数、単調非減少関数、もしくは  $dI(j, p)/dp=0$ となる。このことより、パラメータ  $p$ と  $I(j, p)$ との関係は以下の通りである。

- 1)  $\left. \frac{dI(j, p)}{dp} \right|_{p=0} > 0$ 、 $p$  に関して  $dI(j, p)/dp$  が単調非増加関数で、 $p=\infty$ のとき負となる場合、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して上に凸の単峰性関数となる。
- 2)  $\left. \frac{dI(j, p)}{dp} \right|_{p=0} < 0$ 、 $p$  に関して  $dI(j, p)/dp$  が単調非減少関数で、 $p=\infty$ のとき正となる場合、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して下に凸の単峰性関数となる。
- 3)  $\left. \frac{dI(j, p)}{dp} \right|_{p=0} > 0$ 、 $p$  に関して  $dI(j, p)/dp$  が単調非減少関数で、 $p=\infty$ のとき正となる場合、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して単調非減少関数となる。
- 4)  $\left. \frac{dI(j, p)}{dp} \right|_{p=0} < 0$ 、 $p$  に関して  $dI(j, p)/dp$  が単調非増加関数で、 $p=\infty$ のとき負となる場合、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して単調非増加関数となる。
- 5)  $\left. \frac{dI(j, p)}{dp} \right|_{p=0} = 0$ の場合には、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して定数となる。

これらの結果、1)、3)、4)の場合には、黄金分割法により、 $p$ の探索区間で  $I(j, p)$ が最大となるパラメータ  $p$ の最適解を探索できる。具体的には、1)の場合には、 $dI(j, p)/dp=0$ となる  $p$ が解である。3)の場合には、 $p$ の探索区間内の上限値が解である。4)の場合には、 $p=0$ が解である。一方、2)の場合には、 $I(j, p)$ は  $p$  に関して下に凸な単峰性関数であるので、 $p=0$ または探索区間内の上限値が解となる。5)の場合には、任意の  $p$ の値で解となる。

## 4. 数値例

ここでは、本手法のアルゴリズムを説明するために、AND演算子を調整する2つの事例を示す。

### 4.1 AND演算子を調整する事例

黄金分割法における性質を説明するため、ここでは、学生が就職先を決定する場合に、資本金、従業員数、売上高から企業を評価する事例を取り上げる。学生が判断したデータ集合を表1に示す。また、資本金と従業員数、売上高に関するファジィ集合を図1から図3に示す。ただし、ここでは、AND演算子の調整を効果的に

示すため、特殊な形状のメンバーシップ関数を設定している。 $\alpha=0.8, \beta=1.0$ として、本手法のアルゴリズムにより、企業分類に関するファジィルールを構成した。

得られた決定木を図4に示す。結果として、 $p^*=0.0$ と $p^*=0.703$ のt-norm演算子が得られた。 $p^*=0.0$ となった調整は、前節の4)の $I(j,p)$ が $p$ に関して単調非増加関数となる場合である。また、 $p^*=0.703$ となった調整は、2)の $I(j,p)$ が $p$ に関して上に凸の単峰性関数となる場合である。 $p^*=0.703$ となった調整において、(21)式を用いて計算された $dI(j,p)/dp$ の変化を図5に示す。 $dI(j,p)/dp$ は、 $p=0$ で $dI(j,p)/dp=0.04$ となる単調非増加関数で探索区間の上限値の $p=3$ で負であり、 $p^*=0.703$ において $dI(j,p)/dp=0$ となっている。一方、 $p$ に対する $I(j,p)$ の変化を図6に示す。 $I(j,p)$ は $p^*=0.703$ において最大値 $I(j,p^*)=0.2935$ をとる上に凸の単峰性関数となっている。これらの結果よ

り、前節での単峰性の議論が正しいことがわかる。次に、演算子の収束性を示すため、新たに作成した

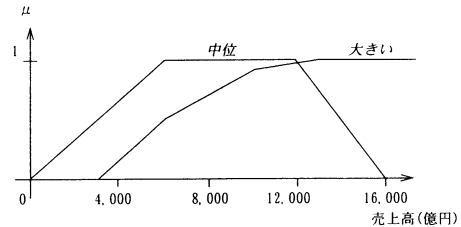


図3 売上高のファジィ集合

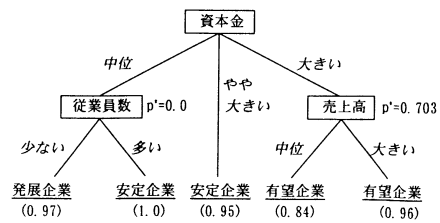


図4 獲得された決定木

表1 クラスに分類された企業データ

資本金 (億円)	従業員数 (千人)	売上高 (億円)	クラス
290	12	2,000	発展企業
300	21	1,300	発展企業
1,000	160	3,300	安定企業
1,670	103	3,700	安定企業
1,010	97	4,200	安定企業
1,600	70	10,700	有望企業
1,630	90	11,000	有望企業
1,560	78	8,800	有望企業

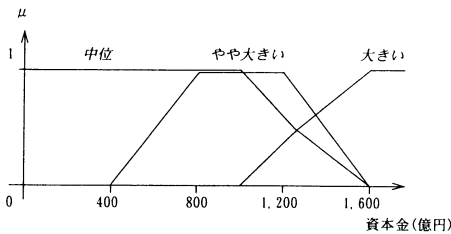


図1 資本金に関するファジィ集合

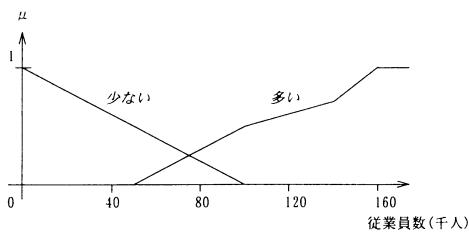


図2 従業員数のファジィ集合

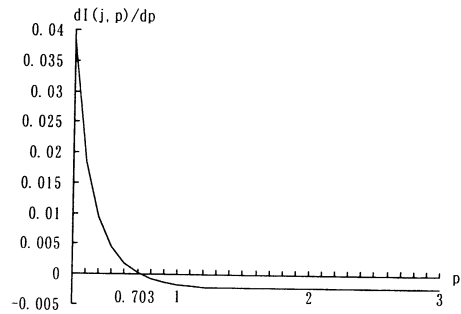


図5 パラメータ p に対する  $dI(j,p)/dp$  の変化

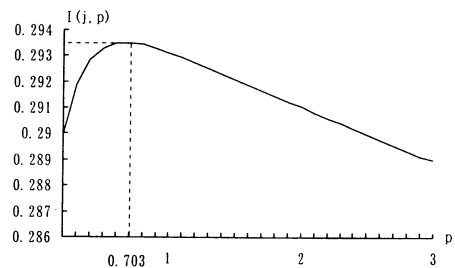


図6 パラメータ p に対する  $I(j,p)$  の変化

30種類のデータ集合に対して、全探索、最急降下法、黄金分割法によるパラメータ  $p$  の平均収束時間の比較を行った。結果を表2に示す。なお、最急降下法の学習係数は0.0~1.0までの0.1ごとに設定し、最も収束時間のよい結果である学習係数が0.3の場合を示す。黄金分割法は、全探索の1/10、最急降下法の1/3の時間で解を探索できる。

4.2 AND 演算子の調整による認識率の比較

ここでは、AND 演算子の調整により、通常ファジィID3よりも認識率が向上する事例を示す。学生が就職先を決定する事例を用いて、新たに15種類のデータ集合を作成した。 $\alpha=0.8, \beta=1.0$ として、データからファジィルールを作成した。データ集合の全てのデータ(120個)に対して、認識率の結果を表3に示す。ただし、認識不可とは、出現度合いがしきい値  $\alpha (=0.8)$  より低くなった認識不可能なデータ数を示す。ファジィID3の認識率が59.2%であるのに対して、本手法は66.7%であり、AND 演算子の調整により認識率が向上した。

15種類のデータ集合の中で、実験で用いたデータ集合の一例を表4に示す。また、得られた通常ファジィID3の決定木を図7に示し、本手法による決定木を図8に示す。なお、点線のファジィルールは、出現度合いがしきい値  $\alpha (=0.8)$  より低くなったルールを表す。AND 演算子の調整により、「従業員数が多い」以下の決定木の部分ではファジィルールが異なっている。これにより、このデータ集合ではファジィID3の50.0%の認識率に対して、本手法の認識率は62.5%となった。

表2 各手法の比較

	全探索(秒)	最急降下法(秒)	黄金分割法(秒)
収束時間	4.39	1.30	0.43

注1) 全探索では、 $p$ のきざみ幅を0.1とし、 $0 \leq p \leq 50$ の範囲で探索した。  
 注2) 最急降下法では、学習係数を0.3とした。

表3 通常ファジィID3との認識率の比較

手法	データ数			認識率(%)	誤認識率(%)	認識不可を除いた認識率(%)
	認識数	誤認識数	認識不可			
ファジィID3	71	25	24	59.2	20.8	74.0
本手法	80	24	16	66.7	20.0	76.9

表4 認識率を比較するための企業データ

資本金(億円)	従業員数(千人)	売上高(億円)	クラス
290	12	2,000	発展企業
300	21	1,300	発展企業
1,000	160	3,300	安定企業
1,670	103	3,700	安定企業
1,550	97	4,200	安定企業
1,600	70	10,700	有望企業
1,300	90	11,000	有望企業
1,560	92	8,800	有望企業

5. おわりに

本論文では、演算子を調整するファジィID3について、相互情報量の単峰性の観点から議論した。しかし、データ集合をより正確に表現するために、今後、相互情報量や平均演算子に関する新たな定式化を議論する必要がある。

なお、本論文を作成するにいたり、大阪府立大学市橋教授、馬野教授に多大なるご助言を頂きました。ここに、お礼申し上げます。

参考文献

- 1) J. R. Quinlan : Discovering Rules by Induction from Large Collections of Examples, Expert Systems in the Micro Electronics Age, Edinburgh University Press (1979)
- 2) 菊池豊彦 : 情報科学 I, コロナ社(1990)
- 3) 馬野元秀, 岡本宏隆, 鳩野逸生, 田村坦之, 河内二三夫, 梅津祐久, 木下淳一 : ID3に基づくファジィ決定木の油中ガス分析診断への適用について, 第4回インテリジェント FA シンポジウム予稿集, pp.201-204 (1993)
- 4) 谷哲次, 迫田誠 : 機械学習により生成された規則とあいまい情報とによる加熱炉出口温度予測システムの開発, 第7回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp.659-662 (1991)
- 5) C. Z. Janikow : Fuzzy Processing in Decision Trees, Proceedings of the International Symposium on

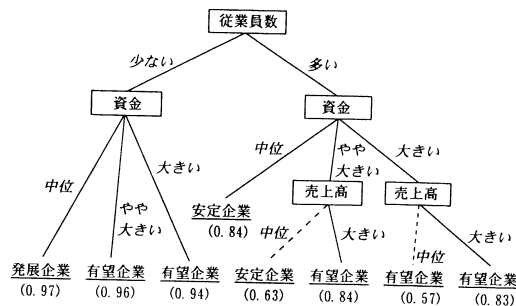


図7 ファジィID3により獲得された決定木

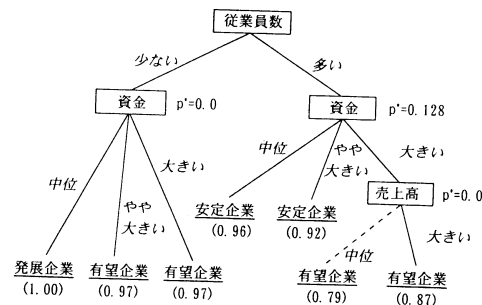


図8 本手法により獲得された決定木

Artificial Intelligence, pp.360-367 (1993)

- 6) 林勲, 小澤順: 背景知識を用いた AND/OR 演算子学習型ファジィID3, 第11回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp.137-140 (1995)
- 7) 林勲, 小澤順: 学習型ファジィID3の高速化に関する一考察, 第12回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp.447-450 (1996)
- 8) M. Mizumoto: Pictorial Representations of Fuzzy Connectives, Part I: Cases of t-norms, t-conorms and Averaging Operators, Fuzzy Sets and Systems, Vol.31, No.2, pp.217-242 (1989)
- 9) 今野浩, 山下浩: 非線形計画法, 日科技連 (1978)
- 10) 馬野元秀, 北辻佳憲, 鳩野逸生, 田村坦之: チューニング型ファジィID3によるファジィ決定木の生成, 第12回ファジィシステムシンポジウム予稿集, pp.451-454 (1996)
- 11) D. Dubois and H. Prade: Possibility Theory, An Approach to Computerized Processing of Uncertainty, Plenum Press (1988)

- 12) B. Schweizer and A. Sklar: Associative Functions and Abstract Semigroup, Publ. Math. Debrecen, Vol.10, pp.69-81 (1963)
- 13) R. R. Yager: An Ordered Weighted Averaging Operator in Multi-Criteria Decision Making, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.18, No.1, pp.183-190 (1988)

(1996年 7月11日 受付)  
(1997年10月16日 再受付)  
(1998年10月 8日 再々受付)

[問い合わせ先]

〒580-8502  
松原市天美東5-4-33  
阪南大学 経営情報学部  
林 勲  
TEL: 0723-32-1224  
FAX: 0723-36-2633  
E-mail: ihaya@hannan-u.ac.jp

#### 著者紹介



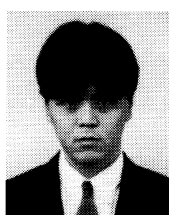
林 勲 (はやし いさお)

阪南大学経営情報学部経営情報学科  
1981年, 大阪府立大学工学部経営工学  
科卒業後, ㈱シャープ入社. 1985年, 大阪  
府立大学大学院工学研究科博士前期課程  
(経営工学専攻)修了. 松下電器産業㈱を  
経て, 1993年, 阪南大学商学部経営情報学  
科講師. 1994年, 助教授. 現在, 経営情報  
学部教授. 1997年, University of South  
Australia, 1999年, Boston University  
に客員研究員として留学. ファジィルー  
ルによる知識獲得と学習の研究に従事.  
1991年, 電気関係学会関西支部連合大会  
講演会奨励賞受賞, 工学博士, 日本ファジ  
ィ学会, システム制御情報学会, IEEE 各  
会員.



小澤 順 (おざわ じゅん)

松下電器産業㈱ 先端技術研究所  
1988年 大阪府立大学工学部機械工学  
科卒業. 1990年 東京工業大学総合理工学  
研究科システム科学専攻修了. 同年, 松下  
電器産業㈱入社. 1993年4月より2年間国  
際ファジィ工学研究所へ出向. 現在, 松下  
電器産業㈱先端技術研究所に勤務. 博士  
(工学). 情報検索インタフェース, 知的エ  
ージェントの研究開発に従事. 1992年 電  
気関係学会関西支部連合大会奨励賞受賞.  
情報処理学会, 人工知能学会, 日本ファジ  
ィ学会各会員.



前田 利之 (まえだ としゆき)

福山平成大学経営学部経営情報学科  
1984年 京都大学理学部卒業. 1986年  
京都大学大学院理学研究科化学専攻修士  
課程修了. 同年, 松下電器産業㈱入社.  
1994年英国・マンチェスター科学技術大学  
語学言語学博士課程認定退学. 1999年4  
月福山平成大学専任講師. 現在に至る. 自  
然言語処理, マルチメディア情報処理の  
研究に従事. 情報処理学会, 人工知能学会  
各会員.

## A Proposal of Fuzzy ID3 with Ability of Tuning for AND Connectives

by

Isao HAYASHI, Toshiyuki MAEDA and Jun OZAWA

### Abstract :

An ability of learning for AND operator is discussed here. The fuzzy ID3 is a powerful method to acquire fuzzy rules. Alternatively, the fuzzy ID3 with tuning function has been proposed by Umano. In the algorithm, the optimal fuzzy rules are obtained by tuning both parameters of AND connectives and the shape of membership functions. However, the obtained fuzzy rules strongly depend on the parameters and it is hard to get the most suitable fuzzy rules. In our fuzzy ID3, the AND connectives is formulated using parameters family of t-norm, which is adjusted suitably using golden section method, such that it takes the maximal value of the mutual information. We here formulate an efficient algorithm for tuning the parameter of AND connectives to acquire the optimal fuzzy rules and discuss a relationship between the parameter and the mutual information.

**Keywords** : Fuzzy ID3, Fuzzy Rules, t-norm Connectives, Tuning Method, Gold Section Method

Contact Address : **Isao HAYASHI**

*Faculty of Management Information, Hannan University*  
5-4-33, Amami-higashi, Matsubara, Osaka 580-8502, Japan  
TEL : +81-723-32-1224  
FAX : +81-723-36-2633  
E-mail : ihaya@hannan-u.ac.jp