

画像分類のためのPSインタプリタの開発

Construction of the Production System for Image Classification

渡辺久晃*, 柳原圭雄*, 田村進一*, 田中稔**

Hisaaki Watanabe, Yoshio Yanagihara, Shinichi Tamura, Minoru Tanaka

*大阪大学基礎工学部情報工学科 **広島大学工学部第二類

* Faculty of Engineering Science, Osaka University ** Faculty of Engineering, Hiroshima University

The Production System which classifies input images into some of classes and gets their certainty values have been proposed. Since we represent knowledges for classification by production rules, knowledges are represented explicitly and can be modified and added easily.

This makes it easy to increase classes to classify.

On giving a meaning to an input image from extracted feature values, the system gives one meaning or more than one meanings to the image and gives a certainty value to each of them. This is effective for flexible classification on input image.

1. はじめに

近年, 人工知能や知識工学の著しい台頭が見られる。人間の知識を何らかの形式で表現する。そして入力される事柄を前提として知識の幾つかが作用して新しい事柄を構成していき, 妥当な結論を得る。結論に柔軟性を持たせるために事柄や知識の表現にあいまい性や確率などを附加することがある。その手法は, 画像解析の分野にも応用されている。[2][3]

画像分類では, 1) 分類する過程を表現する知識の増減や, あらかじめ決めたクラスを更に細く分ける場合などを考慮することが開発を容易にし柔軟なシステムとする。2) 入力画像に対してその画像が持つ特徴値から意味づけを行うが, その意味づけの段階であいまいさが生じることがある。上述の1), 2)を考慮した画像分類を行うために, 知識表現のモデルの1つであるプロダクションシステム(PS)を用いる。

PSは, 個々の知識をルールで表現する。各ルールは, 他のルールと独立しており, モジュール性がある。この

ことが1)の点に対して有用である。確信度を組み入れることにより2)を考慮したシステムとする。

本報告では, 著者らが作成した, 個々の概念と, 画像から抽出された教習データを統一的に扱う画像分類のためのPSインタプリタについて述べ, その実験結果を示す。

2. 画像分類における問題点

本章では, 1)で述べた画像分類での考慮すべき点, 1)のうち特に, 新しいクラスの追加に対する対応のしかた, 2)入力画像に対して, 特徴値から意味づけを行う時のあいまいさ, について述べる。まず1)について述べる。

特徴抽出に計算コストがかかるため全ての特徴を抽出して分類を行うと, 計算コストが過大となる。もし定められた特徴を全て抽出するのではなく, そのいくつかを抽出して分類が行えるならば, 抽出に要する計算コストは減少する。どの特徴を抽出するかに応じて, 1つのクラスに対して種々の定義がなされ得る。従って新しいクラス

の追加に対応するためには、分類のための知識の追加・修正が容易に行える必要がある。

次に2)について述べる。

画像から抽出できる特徴を(カ...加)とし、その特徴によって張られるM次元超空間に部分空間 $S_1 \dots S_k$ を考える。この部分空間 S_i を、あるクラスの画像の存在する範囲とみれば、画像の分類(意味づけ)は、その画像の持つ特徴値($v(f_1) \dots v(f_n)$)が、M次元超空間上で属する部分空間 S_i を求めることと考えられる。

この部分空間 S_i は、標本画像の数の多少により程度の差はあるにしろ、境界があいまいであると考えられる。そのため特徴値が、ある部分空間の境界付近に存在する画像では、その部分空間に属するはずなのに属さないと判断されたり、属さないはずなのに属すると判断されたりして誤ったクラスに分類される可能性がある。本報では、特徴値から意味づけを行う際に、特徴値が境界付近に存在する場合には、単一の意味づけを行わず、複数の意味づけを行い各意味にそれぞれ、画像がその意味を持つ確からしさを与える。

例として、点Pが S_i に属するか属さないかの判断を行う場合を考える。

(図1)

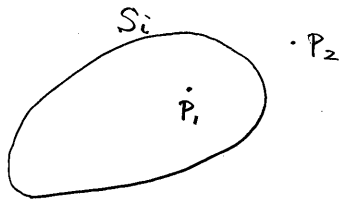


図1 あいまいさの例

S_i の境界があいまいな場合、図より明らかに、 P_1 は S_i に属し(\bar{S}_i に属さず)、 P_2 は(S_i に属さず) \bar{S}_i に属する。しかし、 S_i の境界があいまいな場合、 P_2 と S_i の境界との距離によっては、

そのどちらとも決められないことがある。その時 P_2 は、ある確からしさを与えて S_i にも \bar{S}_i にも属していると考えられる。

点 P_i が S_i あるいは \bar{S}_i に属する確からしさを I_i の教値で与え、 $C F_{Presi}$ 並びに $C F_{Pres\bar{i}}$ と表わすとする。ここで、 $C F_{Presi} = 1$ は、 P_i は S_i に属し、 \bar{S}_i に属さないことを表わし、 $C F_{Presi} = 0$ は、 P_i は \bar{S}_i に属し S_i に属さないことを表わす。その中間の値の時は、 P_i は S_i にも \bar{S}_i にも属することを表わしている。

図1で S_i の境界があいまいな時

$$C F_{Presi} = 1 \quad C F_{Pres\bar{i}} = 0$$

$$C F_{Presi} = 0 \quad C F_{Pres\bar{i}} = 1$$

であり、 S_i の境界があいまいな時は、

$$C F_{Presi} = C F_1 \quad C F_{Pres\bar{i}} = C F_2$$

$$(0 \leq C F_2 \leq C F_1 \leq 1)$$

$$C F_{Presi} = C F_3 \quad C F_{Pres\bar{i}} = C F_4$$

$$(0 \leq C F_3 \leq C F_4 \leq 1)$$

である。なお、意味づけの際に用いる特徴は一次元のものとす。

3. システムの説明

画像分類システムをPSを用いて構成するに際し、画像に対する特徴抽出処理は、意味を持たない教値はPSでは扱う必要がないため、別に画像処理ルーチン群として管理する。そして必要時時にインタプリタからアクセスするようにする。全体の構成図を図2に示す。

3.1 STMの構成

画像から特徴抽出して得られた教値データと意味づけされた後に得られる記号データの2種類のデータを扱う必要がある。従ってSTMに書きこまれるtermを、

$$i) \text{画像を処理して得られるterm.} \\ (\alpha\text{-term})$$

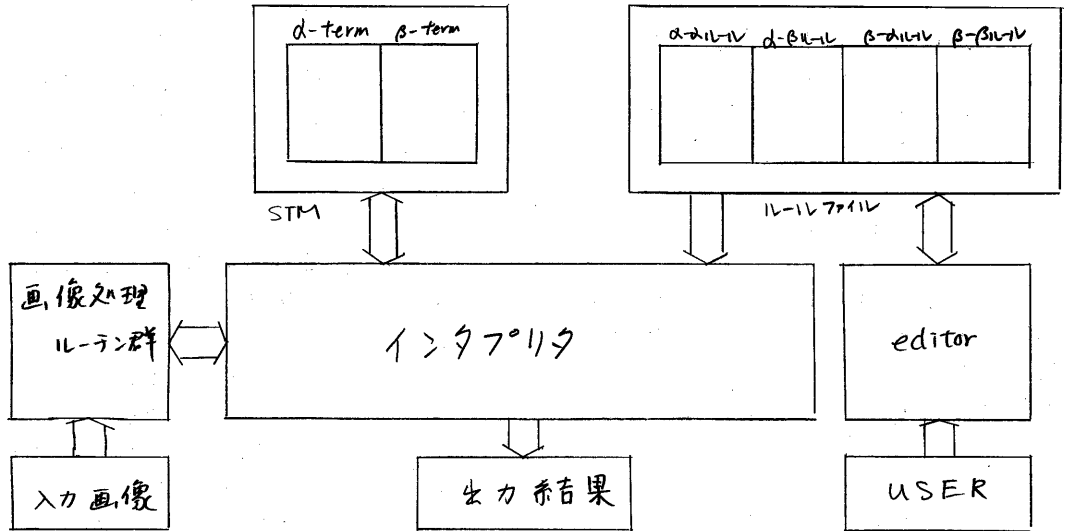


図2 システム構成図

ii) STM中のtermより新たに作られるterm。(β-term)の2種類に分けて扱う。

3.2 ル-ルの構成

3.2.1 ル-ルの記述に必要な

term

画像分類では、特徴抽出、特徴値の評価、意味づけが主な処理である。

ル-ルの記述に必要なtermとして、上述の処理に応じて、特徴抽出処理の起動を起こすterm、特徴値を評価する式を表わすterm、画像を持つ'意味'を表わすtermの3種類を考え、ある一定のFormatを持った文字列で表わす。それぞれのtermの集合を総称して、〈α-特徴抽出処理〉term、〈式〉term、〈意味〉termと呼ぶ。

i) 〈意味〉term

このtermは画像の持つ'意味'側では、'2値である'、'対応性がある'等を表わす。

ii) 〈α-特徴抽出処理〉term

別に管理されている特徴抽出処理ルーチンの起動を起こすtermである。インタフオリタはル-ルの実行節中にこのtermをみつけると、特徴抽出処理を起動し得られた特徴値をα-termとしてSTMに書きこむ。

iii) 〈式〉term

特徴抽出処理により得られた特徴値がある部分空間に属しているか否かの評価を行う時の部分空間の記述のためのtermである。特徴空間は1次元を考えるので、次の3種類の記述がこのtermで行われる。

$$VL - f = THD$$

$$VL - f < > THD$$

$$T1 < VL - f < T2$$

VL-fは特徴抽出処理の執行によって得られた特徴値を表わす。このtermは、このterm全体がSTMに書きこまれていてマッチングかとはならない。またSTMにVL-fが書きこまれているかどうかを調べる。書きこまれている場合は、その値とterm

mによりCF値が算出される(図3参照)。そして算出されたCF値が β より大きい値を持つ場合のみ、STMとのマッチングがとれたとする。

3.2.2 ルールの記述

PSのルールは基本的には、

if <条件節> then <実行節>
で表わされる。

条件節中に現われるtermをCterm, 実行節に現われるtermをAterm, 又ルール自身のもつ確からしさを, CFRで表わす。ルールRiを次のように表わす。

Ri: if Cterm₁...Cterm_n
then Aterm
with CFRi

条件節は, Cterm₁...Cterm_nを表わす。CFRiは人間が与える。

ルールは, 条件節のtermが β -termに関するものか α -termに関するものか, 実行節のtermが β -termに関するものか α -termに関するものかにより, α - α , α - β , β - α , β - β の4種類に分けて考えられる。

i) α - α ルール

特徴値を評価し, さらに特徴抽出処理を起動するルールである。

例: if VL-CKNICHi= β
then Do-ekTACHi

このルールは, 特徴抽出処理'ekNICHi'(2値画像とみつけたかどうかを, 調べた特徴抽出処理を表わす)を行って得られた特徴値が β ならば特徴抽出処理'ekTACHi'(3値以上の多値画像とみつけたかどうかを調べた特徴抽出処理を表わす)を起動す

る, ということを表わす。

ii) α - β ルール

このルールは, 特徴値から意味付けを行うルールである。

このルールの実行時に, 特徴値と条件節の<式>termにより画像か実行節のtermの表わす'意味'を持つ確からしさを算出されSTMにtermと共に書きこまれる。

例: if VL-GTHANZATURT > β
then HANZATSU

この例は, 特徴抽出処理GTHANZATURT(複雑性の程度を調べる特徴抽出処理を表わす)を行って得られた特徴値が β より大きければその画像はHANZATSU(複雑性を表わす)であることを表わしている。

iii) β - α ルール

このルールは, それまで得られた<意味>から, 次に行うべき特徴抽出処理を記述しているルールである。言い換えると分類ストラテジーを表わすルールと言えらる。

例: if READY

then Do-GTPOS2CHI

この例は, STMに'READY'というtermがあれば(これは初期状態を表わす)特徴抽出処理GTPOS2CHI(2値画像の可能性の有無を調べる特徴抽出処理を表わす)を行え, ということを表わしている。

iv) β - β ルール

それまで抽出された<意味>から更に上位の意味付けを行うルールである。

例: if NICHIGAZO HOSONAGA
then LETTERLK

この例は, 'NICHIGAZO' (2値画像であることを表わす)であり, 'HOSONAGA',

(細長性を表わす) という意味も持っているからその画像は 'LE T T E R L K' (文字らしい) と いうことを表わしている。

3.3 インタプリタ

インタプリタの基本的なアルゴリズムは次の通りである。

- i) Conflict Set の決定 (起動可能ルールの抽出)
もし、起動可能ルールがなければ、結果を出力して終わる。
- ii) Conflict Resolution (実行ルールの決定)
- iii) ルールの実行節の解釈・実行
i)へ戻る。

制御方式として Forward Reasoning と Backward Reasoning が考えられる。本報では、入力画像に対して抽出した特徴値から導かれる、その画像が属するクラスが複数ある場合もあるため、Forward Reasoning を採用した。

Conflict Resolution

高い CF 値を持つ term を STM に書きこむルールを優先した。次のような評価値を、Conflict Set の各ルールについて求めその最大値を持つル

ルを選んだ。

ルール R_i の条件節の各 term の CF 値を $CF(Cterm_{ij})$ で表わすと、評価値 $CF(R_i)$ は次式 (e) で与える。

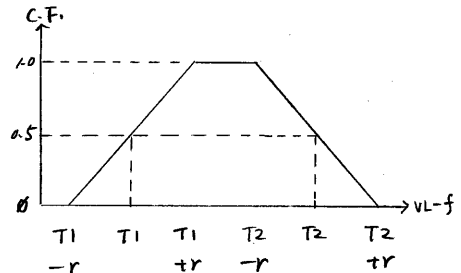
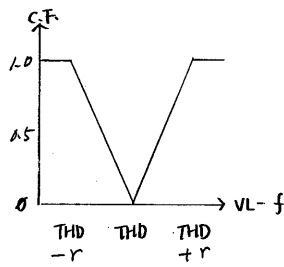
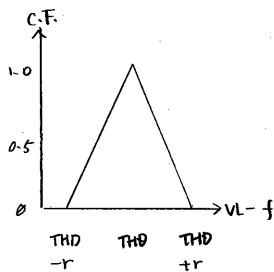
$$CF(R_i) = \min_{1 \leq j \leq N_i} (CF(Cterm_{ij})) * CF(R_i) \quad \dots (e)$$

ルールの実行節の解釈：実行

ルールが β - α ルール即ち実行節の term が $\langle \delta \rangle$ 特徴抽出処理 term の時は、特徴抽出処理を起動し、得られた特徴値を δ -term とし STM に書きこむ。

ルールが β - β ルールの時は、A term の CF 値を $CF(R_i)$ とし式 (e) により算出し、A term と共に STM に書きこむ。

ルールが α - β ルールの時は条件節中の $\langle \text{式} \rangle$ term と特徴値から算出した CF 値と $CF(R_i)$ の積を A term の CF 値とし、A term と共に STM に書きこむ。 $\langle \text{式} \rangle$ term と特徴値から CF 値を算出する関数を図 3 に示す。横軸は特徴値、縦軸は CF 値を表わす。(a) は $\langle \text{式} \rangle$ term が $VL - f = THD$ の時の関数を表わしている。特徴値が THD と等しい時、最大値 1 をとり、THD $\pm r$ の範囲で THD から離れるにつれて、CF 値が単調



(a) $VL - f = THD$ (b) $VL - f < THD$ (c) $T1 < VL - f < T2$

図 3 $\langle \text{式} \rangle$ term と特徴値より CF を算出する時の 3 種類の関数

減少する閾値とする。(b)は $V_L - f <$
 THDの時の閾値を表わしている。1
 から(a)の閾値を減じた閾値とする。
 (c)は $T1 < V_L - f < T2$ の時の閾値で、
 $T1 \pm r$, $T2 \pm r$ の範囲で境界のあいま
 いを考慮、 θ から1迄の値を与え、
 $T1 + r < V_L - f < T2 - r$ で最大値1
 それ以外では0とする閾値とする。た
 りは人間が与える。(THD + $\alpha\%$)
 。結果への出力

その画像が属すべきクラスとなりう
 るものは〈意味〉termであるが、そ
 の画像から抽出された〈意味〉term
 のうち、そのtermが最終的に得
 られた、その画像が属すべきクラスで
 あるかを決定するのに次のような手法を
 用いた。

あいまいさを考慮しなければ、入力
 画像に対して、その画像が属すべきク
 ラスはただ一つで、最後にSTMに書
 きこまれるので、最後にSTMに書き
 こまれた〈意味〉termをクラスと
 すればよい。しかし境界の不確かからし
 てを考慮すると、属すべきクラスが複
 数ある場合があり、いつクラスを表わ
 すtermがSTMに書きこまれるか
 わからない。そこで、その〈意味〉t
 ermを条件部に持つ β - β ルールが
 実行されない、即ち、その〈意味〉t

ermから更に上位の概念への意味づ
 けが行われなければならない、その〈意味〉
 termを、入力画像が属すべきクラ
 スである、とした。

あらかじめクラスとなるべき〈意味
 〉termを決めておき、そのterm
 がSTMに書きこまれたら出力する
 という方法も考えられる。しかし、
 抽出された特徴値によっては、クラス
 を表わすtermの書きこみ区分が
 進まず、途中で終わることもある。そ
 の場合でもどこまで分類が進んだかを
 出力することが、分類式どのように行
 われたかを知ることで、ルールの修
 正に役立つと考え、上述の方法をとっ
 た。

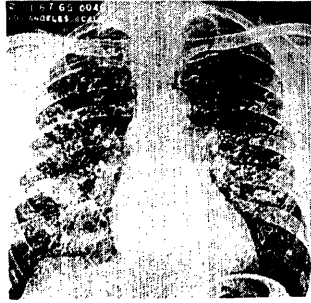
4. 実験例

以上に述べた手法でインテリタ
 作成を行った。言語はFORTRAN
 を用いた。標本画像としてSIDBA
 1¹² Version 0.01の画像40枚
 (No.0~No.39)を用いた。

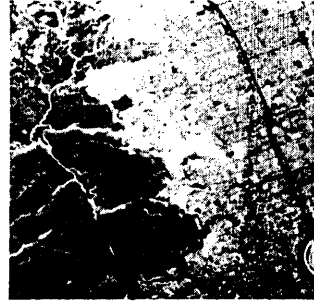
まず、境界のあいまいさを考慮せ
 ずに標本画像を分類するようにルール群
 を作成した。このルール群と標本画像
 に対して、境界のあいまいさを考慮し
 た分類を行った。ルールの一部を図4

1.0 IF READY	THEN DO-AGTPOS2CHI	} β - α ルール
1.0 IF POS2CHI NO-DCK2CHI	THEN DO-DCK2CHI	
1.0 IF NOTNICHIGAZO NO-CCKTACHI	THEN DO-CCKTACHI	
1.0 IF POS2CHI NICH	THEN NICHIGAZO	} β - β ルール
1.0 IF POS2CHI NOTNICH	THEN NOTNICHIGAZO	
1.0 IF VL-AGTPOS2CHI)0	THEN POS2CHI	} α - β ルール
1.0 IF VL-AGTPOS2CHI<0	THEN NOTPOS2CHI	
1.0 IF VL-BGTHANZATURT)10	THEN HANZATSU	
1.0 IF VL-RCKSYMMETRY=1	THEN SYMMETRY	}
1.0 IF VL-RCKSYMMETRY=0	THEN NOTSYMMETRY	

図4 ルールの一部



No. 9 CHEST X-RAY



No.13 AERIAL-R

(a)

(b)

図5 実験例

に示す。ルール総数は74で、内わけは α - β ルール24, β - α ルール19, β - β ルール31である。特徴抽出処理ルーチンは、18で2値画像かどうかを調べるルーチン、対称性を調べるルーチンなどがあつた。

その結果、境界のあいまいさを考慮することにより、それ自身以外のクラスにも属すると判定されたのは40枚中11枚であつた。それ自身以外のクラスにも属すると判定された画像の例を図5の(a)に示す。図5の(b)は、画像(a)が、それ自身以外に属すると判定されたクラスの標本画像である。

5. まとめ

著者らが作成した画像分類のためのPSインテグリティについて報告した。分類のための知識をPSのルールを用いて陽に表わすことにより、知識の追加・修正が容易になり、新しいクラスの追加にも対応しやすいシステムとつた。又特徴値から意味づけの段階であいまいさを考慮することにより、柔軟な分類処理が行えるようになった。

今後の課題としては、オオにルール群をグラフ構造で表わすことが考えられる。こうすることにより、ルールの選択のオーバーヘッドが少くなる。こ

れは将来システムを大きくする時に必要である。又分類結果の説明に関しても図示によりわかり易いものとなる。

オオに、〈式〉TとYと特徴値からCF値を算出する時に用いる閾値を決めるのに必要T_Y(図3参照)を境界の信頼性に応じて変えることも考えられる。即ち、境界の信頼性が高ければTを小さくし、境界の信頼性が低ければTを大きくする。

オオに意味づけの階に考える特徴を一次元のものとせず、多次元のものとする時の形式化である。

参考文献

- [1] 柳原, 田村, 田中; "画像解析におけるPSの表現", 信学技報 PRL 83-35 (1983-10)
- [2] 松山, 長尾; "航空写真の構造解析", 情報処理, Vol 21, No 5, 1980 pp 468-480
- [3] S. Tsuji and H. Nakano; "Knowledge-Based Interpretation of Artery Branches in Cine-Angiograms", Proc of 6 IJCAI, 1981, pp 710-715
- [4] 高木; "画像の標準フォーマットと入出力装置の較正法", イメージプロセスシンポジウム予稿集 pp 5-36, 1979