

帰納学習を用いた眼底画像分類システムの開発*

4J-10

溝口 文雄† 大和田 勇人† 古渡 大輔† 白土 城照‡

†東京理科大学 理工学部 ‡東京大学医学部眼科学教室

1 はじめに

正常眼圧緑内障 [1] は、自覚症状がなく視野が失われていくため早期発見が望まれる。しかしながら、眼科医が眼底を診る以外に発見する手段がないため、発見が遅れ、集団検診などでかなり障害の進行した患者が見つかることも珍しくない。そこで、集団検診で大量に撮影する眼底写真を計算機が自動処理し、緑内障を発見するシステムが望まれているが、未だに実現していない。それは、緑内障の診断が眼科医の経験に大きく依存しているからである。

本研究では、画像の濃度変化から医師の直感的な判断基準を帰納学習によって獲得することを考える。帰納学習は教師データに基づいて、わかりやすい形式で分類規則を導出する枠組みである。特に、C4.5[2] や FOIL[3] といったシステムは、数値データから正確で実用的な規則を作り出す。よって、緑内障患者の眼底を眼科の医師が判断し、作成した教師データを C4.5 と FOIL に学習させ、緑内障と正常な眼底を区別する規則を導出し、その規則を用いて分類システムを開発する。本システムの概要を図 1 に示す。

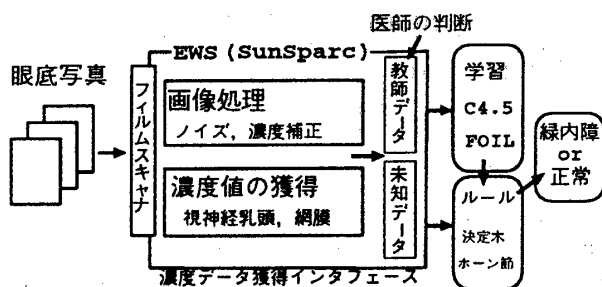


図 1: 本システムの概要

2 学習データの作成

眼底写真は患者 1 人に対し、画角 30 度で撮影した視神経乳頭の拡大写真と、画角 45 度で網膜全体を広く撮影した写真の 2 枚を利用する。今回は 40 人の患者の眼底、即ち合計 80 枚の画像を扱う。画角 45 度の画像からは網膜の濃度を、30 度の画像からは視神経乳頭の濃度と幅を取る。データの取り方は網膜障害の特徴を考慮して、左眼の場合は時計回りに、右眼の場合は反時計回りに 5~36 度刻み

で採取する（これによって、事例数を増やす。今回は 5 度刻みで実験を行い、80 枚の画像から 1440 の事例を得た）。このように濃度値を採る部分を絞ることができるのは、眼科での経験からほとんどの右眼の網膜の左側に、左眼の網膜の右側に障害が見られることが分かっているからである。また、濃度値以外にも乳頭辺縁 (rim) の減少の度合いを測るため、r/d 比 (乳頭 rim の乳頭 disc 半径に対する割合) も測定する。実際にデータを採取している画面を図 2 に示す。このように採取した 256 階調の RGB 濃度値を加工して、R(赤),G(緑),B(青), Hue(色相),Sat(彩度),Bri(輝度),R/G,R/B,G/B の値を作り出し、その際に眼科医が教師データとしてラベルづけする。色に関する各データは、複数の画像間で比較できるようにするために統計的に標準化している。学習データの一部を以下に示す。

r/d	R	G	R/B	G/B	class
0.77,	-1.55,	-0.63,	,4.22,	2.05,	abnormal
0.95,	-1.51,	-0.98,	,4.19,	2.11,	abnormal
1.13,	-1.45,	-0.81,	,4.16,	2.03,	vessel
2.29,	-2.67,	-1.18,	,2.90,	2.09,	normal
2.26,	0.40,	-0.91,	,2.68,	2.16,	normal

3 帰納学習と分類

帰納学習の枠組の中には、正事例、負事例、背景知識を用いてホーン節を帰納する帰納論理プログラミング (ILP) と ID3 のような情報量利得基準によって決定木を学習するアプローチがある。最近、注目されている学習システムとして決定木生成システムでは C4.5, ILP システムでは FOIL が挙げられ、両者ともに数値と記号をうまく扱える。前節のような眼底画像から得た連続値データを学習するには都合がよい。この 2 つのシステムを 5-fold cross-variation で分類の正確さを比較してみる。

3.1 C4.5 での学習

入力データは、5-fold cross-variation であるので全 1440 事例を 288 例ずつ 5 つのブロックに分け、5 つのパターンのトレーニングデータ 1152 例とテストデータ 288 例を作る。分類するクラスは、正常 (normal), 異常 (abnormal), 血管 (vessel) である。今回の実験では、デフォルトで学習させるとかなり複雑な決定木が作られ、後で利用することが困難となった。よって、オプション-c(決定木の枝狩り調整) と-m(ノイズの扱い) の値をそれぞれ変化させ、あまり大きな出力にならないように調整している。c の値を 3.0 に m の値を 23 に設定した結果、FOIL との直接比較のため (C4.5 は複数のクラスを扱えるが、FOIL は単一のクラスしか扱えないため) 血管の誤分類を除くと、

*The classification system of fundus images using inductive learning

†Fumio Mizoguchi, Hayato Ohwada, Daisuke Kowatari, Faculty of Sci. and Tech., Science University of Tokyo

‡Siroteru Sirato, Department of Ophthalmology, Faculty of Medicine, University of Tokyo, Tokyo

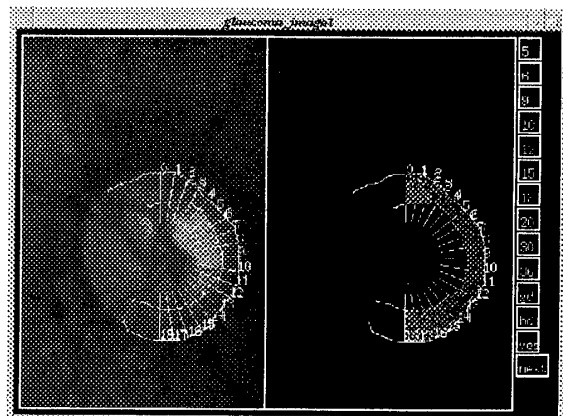
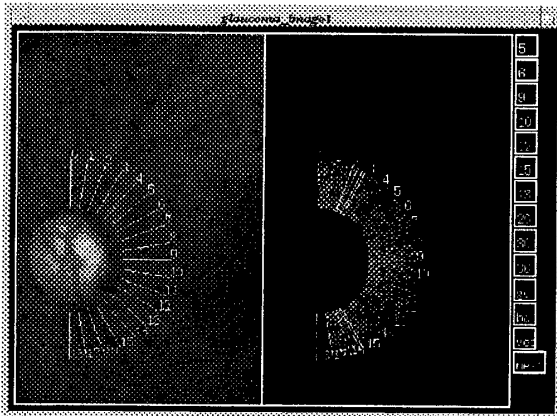


図 2: 左:網膜濃度の採取図(画角 45°撮影画像). 右:視神経乳頭の濃度採取とリム幅の測定図(画角 30°撮影画像).

テストデータに対して平均 96% の正確な予測ができる規則が得られた。得られた決定木(一例)と規則の一部を以下に示す。

Decision Tree:

```
r/d ratio <= 1.11257 :
| r/d ratio <= 0.623674 : normal (23.0/4.0)
| r/d ratio > 0.623674 : abnormal (61.0/6.0)
r/d ratio > 1.11257 :
| HUE <= -1.06547 :
| | GREEN <= 0.412025 : normal (28.0/11.0)
| | GREEN > 0.412025 : vessel (61.0/12.0)
| | HUE > -1.06547 :
| | | HUE > -0.469776 : normal (848.0/69.0)
| | | HUE <= -0.469776 :
| | | | BLUE > 0.822097 : normal (65.0/11.0)
| | | | BLUE <= 0.822097 :
| | | | | G/B <= 1.68349 : normal (26.0/9.0)
| | | | | G/B > 1.68349 : vessel (40.0/11.0)
```

Rule 1:

```
r/d ratio > 0.623674
r/d ratio <= 1.11257
->class abnormal[86.3%]
```

Rule 3:

```
r/d ratio > 1.11257
GREEN > 0.412025
HUE <= -1.06547
->class vessel[75.7%]
```

この規則によって、障害の発見には r/d 比が大きな役割を果たしていると言える。また、血管を見分けるには GREEN 値と HUE 値を使えばよいことも示している。

3.2 FOIL での学習

FOIL では、ターゲットとなる節を指定して、それに対する正事例と負事例を設定し単一概念の学習を行う。FOIL は、デフォルトでは予測の正確さが 80% より低くなるような節は作らないように設定されている。属性値が増えると、ターゲットに現れる変数がかなり多くなってしまいが、C4.5 と同じように幾らかの分類能力の大きい属性の値の範囲を不等号で示している。FOIL でも 1440 の事例を 5 つのブロックに分け、学習をさせてみた結果、テストデータの平均 94.7% を正確に分類した。以下に学習された規則の一例を示す。

```
is_abnormal(A,B,C,D,E,F,G,H,I,J) :- A<=1.11,A>0.94
is_abnormal(A,B,C,D,E,F,G,H,I,J) :- A<=0.93,I>3.85
is_abnormal(A,B,C,D,E,F,G,H,I,J) :- A<=0.93,J>2.21
is_abnormal(A,B,C,D,E,F,G,H,I,J) :- A<=1.56,
D<=-0.075,D>-0.40,H>1.56,I>3.45,A>1.13.
```

この規則のアルファベットは、A:r/d 比,B:赤,C:緑,D:青,E:色相,F:彩度,G:輝度,H:R/G,I:R/B 比,J:G/B 比を表している。例えば、最初の節は r/d 比が 0.94 より大きく、1.11 以下であれば異常であると解釈できる。

3.3 考察

これまで述べてきた学習結果を単純に予測の正確さで見ると C4.5 の方がよいということになるが、両システムの能力の差を検定すると差がないと判定された。C4.5 の良さは、一度の学習で複数の概念を分類する規則が得られることで、血管を分類する規則も得られることにある。FOIL は単一概念の学習しかできないので、複数の概念を学習するには、ターゲット節を設定し直して何度も学習させなければならない。しかし、両システムは学習時間が非常に短く、数値データである画像の濃度変化を学習するには都合がよいと言える。

4 おわりに

本稿では、緑内障の発見のために、眼底の画像処理で特徴抽出したデータを、実際に帰納学習に適用してみた。色彩や r/d 比等の適切な属性データを与えることで、障害を発見する規則が得られることを示した。C4.5, FOIL による学習で得られた規則は、テストデータの 90% 以上を正確に分類することができた。今回は、実験的に典型的な例に対し、教師データとして正常か異常かを明確にし、トレーニングデータを設定したためにこのように良い結果が得られている。今後は、緑内障障害の曖昧な特徴を考慮したトレーニングデータを作り、より精度の高い実用的な分類規則を作っていく予定である。

参考文献

- [1] 白土城照：正常眼圧緑内障，眼科診療プラクティス 10 緑内障診療の進め方，(株) 文光堂，pp.134-137,1994.3.
- [2] J.Ross Quinlan：C4.5:Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann, San Mateo, California, 1992.
- [3] N.Lavrac, S.Dzeroski：Inductive Logic Programming-Techniques and Applications, Jozef Stefan Institute, pp.67-73, 1994.