

クラシファイヤールール群の学習過程 におけるID3的評価法について

3 J-7

○本堂直浩 成瀬継太郎 鈴木恵二 嘉数侑昇
北海道大学工学部

1 はじめに

あるデータに潜在する特徴，傾向をアルゴリズムによって抽出しようとする概念学習は様々なアプローチが提案されている[1]。その中でも，クラシファイヤシステム(以下，CS)は強力な探索システムである遺伝的アルゴリズムを用いて学習を行うシステムである[2]。CSはルールの集合から構成され，ビッディングプロセスを通して正しいルールが淘汰され，また遺伝的探索オペレーターによって新しいルールを生成することによって潜在する概念をルールとして獲得する。一方，全く異なる角度からの学習として決定木を利用する方法がある。情報理論に基づき学習の記述言語としての決定木を生成する。その決定木はツリー構造を通して問題の構造を表している。

CSは，ルールベースの問題表現を行っているために問題依存が少ない。しかしながらそれゆえ，解を構造的に扱うことは困難である。

そこで本論では，CSの新しい探索オペレーターとして決定木の構造的特徴を取り入れたDTO(Decision Tree Operator)を提案する。

2 Classifier System

CSは，クラシファイヤと呼ばれる固定長のif-thenルールの集団を用いて行う適応的学習システムである。CSにおいて一般的には探索オペレーターとして交叉，突然変異が使用される。特に前者は，ランダムな要素を含みながらも探索空間の中でより目標概念に接近するクラシファイヤを生成するものとして使用される。

3 決定木

決定木による概念獲得の代表的なものとしてQuinlanによるID3がよく知られている[3]。ID3は決定木の生成プロセスにおいてエントロピーを測定することによって問題に則した木を生成することが可能である。決定木による学習の最大の特徴は，

決定木のツリー構造を通して学習対象の構造の表現が可能であることである。CSを含むif-thenルールベースの学習においては，ルールが学習概念にマッチしているかが議論の中心となる。しかしながら決定木においては，決定木自体がルールの集合とみなすことができ，またそれぞれのルールの連言節を共有しているために構造的な表現が可能である。さらに決定木として表現する場合，ルート(決定木の初期属性)となる属性は，その問題においてカテゴリーを決定するキーとなっていることが容易に判断できることももう一つの特徴である。

4 DTO

本論では，前節で述べた決定木の特徴を柔軟な学習能力を持つCSに探索オペレーターとして導入する手法を提案する。クラシファイヤ群から決定木を生成し，その決定木からルールを抽出し，クラシファイヤに変換後，クラシファイヤ群にフィードバックする。DTOの具体的なアルゴリズムを示す。

Table1 Operator DTO algorithm.

1. 集団の中の初期値以上の強度を持つクラシファイヤからID3を用いて決定木を生成する。
2. 生成された決定木からランダムにN本ルールを抽出する。
3. 得られたルールをクラシファイヤに変換する。初期強度は，生成の際に使用したクラシファイヤの強度の平均値とする。
4. 集団の中から強度の低い順にN本取りだし，3で得られたクラシファイヤと交換する。

2.において決定木をルールの集合とみなす，つまり，決定木のルートから葉までのパスを1本のルールとし抽出を行う。3.においてはすべての属性がルールに含まれているわけではないため，その様な属性はワイルドカード(Don't care)に変換され，クラシファイヤとなる。

このようにして決定木を用いて新しいクラシファイヤが生成される。Fig.1はDTOの概念図である。クラシファイヤ群自体が完全に解を表現しているわけではないために完全な決定木が生成されないのは当然であるが，決定木のサブツリーには部分的に解を表現していることが多く，得ら

れたクラシファイヤーは十分に意味のあるものである。

5 計算機実験

本論で提案したDTOの有効性の確認のため計算機実験を行う。学習対象として用いたのはMONKS-1[1]である。MONKS-1はThrunによるテストデータ群であり、概念学習アルゴリズムの性能評価データとして良く知られている。MONKS-1は6個の属性からなり、獲得概念は(属性1=属性2)または(属性5=0)であるときクラスがポジティブであるものである。CSが学習する際にはそれぞれの属性はクラシファイヤーの遺伝子座に、クラスは行動部に割り当てられる。従来の手法との比較考察項目として探索速度、正解率を選んだ。CSにおける基本的なセッティング、詳細なパラメーターはWilsonによるCSに準じる[2]。また、総トライアル数は20000回とする。この実験の独自のセッティングは次の通りである。

5.1 探索オペレーター

DTOの一回の発動につき5本のクラシファイヤーが生成されるものとする。比較のための交叉は一点交叉、突然変異は完全ランダム変換とする。

5.2 発動時期

ビッディングが進んでいない探索初期段階において頻繁なDTOの発動は集団の局所的偏向につながるものと思われる。そのため2000トライアル以前のDTOの発動は禁止した。比較のため交叉、突然変異についても同様の措置を行った。更に、発動の頻度、時期についても結果に大きく影響を与えるものとおもわれるが、本論では時期についてこれ以上の考察は行わない。よって本実験では時期についてはランダムとする。ただし、頻度については、オペレーター1回当たりのクラシファイヤー生成数が異なるため、その補正として交叉、突然変異の発動確率の調整を行い、交叉率・突然変異率は、0.005%、DTO発動確率は0.001%とした。

5.3 結果・考察

探索速度についてはFig.2に示す結果となった。DTOは、交叉・突然変異よりも発動一回当たりの正しいクラシファイヤーの獲得確率が高いことがこの図から判断でき、結果としてDTOは同じ学習期間内に正しいクラシファイヤーを獲得し、発動確率が低いにもかかわらず探索速度は交叉・突然変異よりも速いものとなった。

次に最終的に得られたクラシファイヤーの中で初期強度以上のものを対象に、正解率を測定しTable 2の結果を得た。わずかながらDTOにおいては良い結果を得られた。

6 おわりに

決定木を利用してクラシファイヤーの集団の中から新しいクラシファイヤーを生成するオペレーターを提案し、計算機実験で有効性を確認した。今後の課題として、DTOの適切な発動調整が残されている。

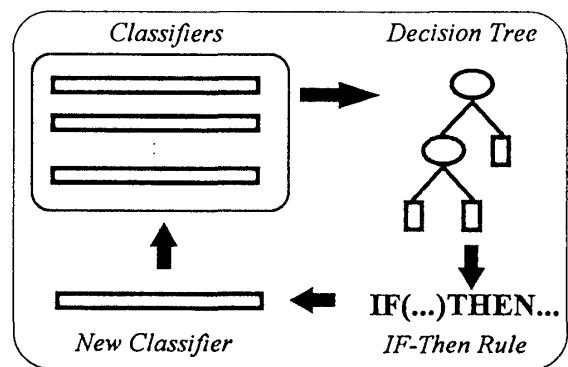


Fig.1 Operator DTO.

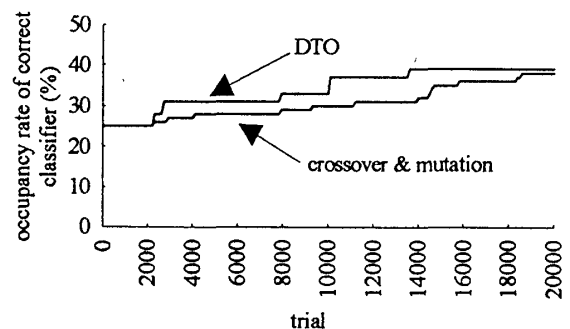


Fig. 2 Searching rate.

table 2 Correct rate.

	DTO	crossover & mutation
correct rate	94.87%	86.75%

・参考文献

[1] Sebastian Thrun. (1992). The MONKS's problems - A Performance Comparison of Different Learning algorithm. *Technical Report CS-CMU-91-197, Carnegie Mellon University in Dec.*
 [2] Wilson, S. W.(1987). Classifier systems and the animat problem. *Machine Learning 2, 3, 199-228.*
 [3] Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning 1, 1, 81-106.*