

GA応用による、類推論における制御知識の学習

7D-8

平賀 智

(株) コンピュータ アプリケーションズ 応用技術研究室

1はじめに

柔軟な問題解決を行なうために類推論が期待される。しかし、正当化問題が障害となり、実用化を妨げている。本研究では、正当化問題の「どの性質を持って類似性とするか」に注目し、これに対処するため、遺伝的アルゴリズム（以下GA）を応用した学習機構を考える。GAでは、Building-block（以下Bb）を明示的に扱い、その繁栄（複数のBbの有効性に応じた発生、個数）状態を基にした手法をとった。本論では学習機構の試作による実験的検証と理論的解釈について報告する。また、GAにおいてBbを明示的に扱うことのメリットについても考えてみたい。

2類推論

未知なる問題に対し、既知の類似問題の解や解法を利用し、解・解法を推測する推論法を類推論といふ。この推論法を機械的に処理することが期待されるが、正当化問題が障害となる。本研究では正当化問題の「どの性質を持って類似性とするか？」に注目した。一般に類推の対象とする領域や問題には無数の属性・性質があるが、これら全てについて類似性を調べることは不可能である。つまり、類推を行なうためには、（無数の中から）これらの属性・性質に注目せよ、という制御知識が必要である。事例ベース推論では、事例の特徴づけで、システム構築時に人間が行なっているが、「そのための指標がシステムの開発開始時点では必ずしも明確でない[1]」、「信頼性および拡張性において問題がある[2]」と指摘されている。つまり、人間は制御知識を明確にいい現すことができず、また状況や目的の変化に応じて、制御知識そのものが修正されなければならないと考えられる。

3学習

制御知識の学習機構が必要になる。学習機構には、(1)状況・目的に適応する制御知識を（再）構成し獲得する、(2)（複数の）制御知識をその有効性や利用頻度に応じスタンバイさせる、(3)状況変化に追従し有効な制御知識を使い分ける、という3つの機能が必要となる。

この3つの機能は次のとおりで感じられる。馬、鳥、車、飛行機を2つのグループに分ける。いろいろな分類がある。(1)「馬-鳥、車-飛行機」、(2)「馬-車、鳥-飛行機」。(1)は動物と機械で分けているし、(2)は地上を動くものと空を動くものである。これらに働く制御知識は、一般によく起こる状況なので、すでに獲得・スタンバイされ使い分けできるため、すんなりと受け入れ

ることができる。これに対し、(3)「馬-鳥-車、飛行機」という分け方では戸惑いを感じる人が多いと思う。これは文字数で分けたのだが、日常生活の中でこの見方が必要とされる状況はあまり起きないと思う。よってスタンバイされておらず、ちょっとした戸惑いを感じる。

4学習機構-GA

学習機構のメカニズムをどのようなものにするかは重要な問題である。もともと類推の制御知識を学習しようというのに、その学習を効率良くするために、さらに別の知識が必要になっては意味がない。メタなどの獲得のために、メタメタなどの獲得を必要としてはきりがない。そこでGAを用いた。GAはBbを継承することによって空間の探索を効率化する。GAはBbを外部に求めず内製する。つまりメタメタなどを外部から与える必要がない¹。

本研究ではBbを明示的に扱った。詳細は別紙[3]を参照いただくとして、簡単に触れる。各個体を予めランダムにいくつかのBb（の候補）に分割する。そして、Bbごとに評価し、Bbの区切りを交差の区切りとし、評価の高いBbを子孫に継承しやすくする。評価の低いBbは突然変異により作り変えやすくする。この工夫により、適応度の高い個体のどこがいいのかが判別しやすくなり、探索が効率的になると想われる²。

また、Bbの繁栄状態に注目した。古典的GAでは適応度の高い個体1つに注目する。これはある一時期に評価が高かったかどうかを現しているが、ここでは評価基準は固定されていることが前提であり、それで充分である。昔悪かった個体が後で良くなることはない。しかし状況変化を考えた場合、評価基準は常に変化する。そうすると、ある一時期だけの評価よりも、連続期間にわたる評価が有効である。連続期間有効な個体は繁栄する（6節）。繁栄は有効性に応じた数で平衡状態になる。本研究では、繁栄の考え方と、Bbの明示的扱いから、Bbの繁栄状態を学習機構の基本とした。つまり、Bbの生成が、「制御知識の（再）構成」につながり、繁栄し平衡状態になることが「スタンバイ」と「使い分け」につながると考えた。

5試作・検証

上記機能を満たす学習機構を試作³し検証した。条件、結果の一例を表1に示す。各Bbがそれぞれ固定的に設定された有効性に応じ繁栄しているのがわかる。また図1では連続的に変化する状況に追従する形で繁栄

¹外部から与えるのは、各個体に対する適応度である。これは環境で試行錯誤を繰り返すこと相当する。

²GAそのものに関する研究ではないため、この検証はしていない。

³実験モデルの概要は別紙[3]を参照願いたい。

するのがわかる。実験を直観的に把握するには、交通系の渋滞にたとえるといい。つまり4経路ABCDと、車(GAでいう個体)80台がある。経路にはそれぞれ条件([1,2,3]...)が設定される。これは、1:橋、2:駅、3:踏切などの渋滞を起こす原因である。車は渋滞を予想し避けるために、どの条件が渋滞に影響するかを学習する。⁴各経路の条件と合致する組が適応するBbとなる。つまり、各経路に合致するBb[1,2,3]、[5,6,7]、[9,10,11]、[13,14,15]を全て持った車が優れた車となる。各車は、各経路の渋滞度を予想し、一番空いていると思った経路を通る。ただし、たとえ経路Aの条件に合致するBbでも、他の多くの車が経路Aに集まれば渋滞になり、その適応性は下がる。表1では、各経路の渋滞の起こしやすさ(すなわち有効性)が、等しい場合と違う場合の繁栄の違いがわかる。図1では1つの経路について、連続的な渋滞度の変化を追うように、つまり、空いている(=有効である)と増え、渋滞している(=有効でない)と減るのがわかる。

表1:Bbの有効性と繁栄

Bb	有効性	繁栄	有効性	繁栄
[1,2,3]	15	28.5	1	1.5
[5,6,7]	15	28.5	5	7.1
[9,10,11]	15	31.1	10	35.0
[13,14,15]	15	29.8	15	51.5

繁栄:全個体数に対するBbを持つ個体数の割合(%)
80個体、500世代、10集団の平均

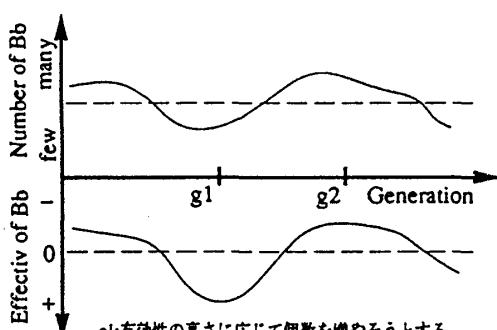


図1:Bbの連続的な個数の変化

6 繁栄の理論的解釈

繁栄はロトカ-ポルテラ方程式で理論的解釈ができる。これは集団遺伝学の理論で、複数の種が競争・共生する場合の、各種の個体数の増加・減少に関する理論である。本研究では種をBbに置き換え、そして、同じBbどうしは競争し、他のBbとの間では共生すると解釈できる。交通系でいうと、同じ経路を通る車が増えれば、その経路は渋滞がおこり有効性がさがる(種内競争)、他の経路を通る車が増えれば、結果的に自分の通る経

⁴「橋、駅、踏切が渋滞に影響する」という感じである。

路は空くので有効性が上がる(種間共生)。なお、ロトカ-ポルテラ方程式の詳細は文献[4]を参照されたい。

7 古典的GA

古典的GAでは個体単位に評価するため、優れた個体であってもどの部分がいいのかが不明である。これでは、せっかくのいい部分が遺伝的操作によって破壊される危険性がある。このためBb仮説では定義長とオーダーが小さく評価の高いスキーマが有効なBbだとする。これは簡単にいえば小さくかたまたまBbということで、確かに破壊されにくくなる。しかし同時に、集団内に散らばった小さなBbを1つの個体に寄せ集めることも難しくなるであろう。また、運よくBbを多く寄せ集めた個体では、(Bbを明示的に扱わないため)大きなBbが1つあるのと変わりはなく、以降の遺伝的操作によって破壊される危険性がでてくる。このため進化は頭打ちになり時間がかかるのではないかと思う。

8 Bbの明示的扱い - HS操作

これに対し、Bbを明示的に扱い場合はどうだろうか。4節でも述べたように、遺伝的操作によって破壊される危険性が少なく、継承もしやすい。さらにある程度進化が進めば、ロトカ-ポルテラ方程式で解釈できるようになれば、Bbは有効性に応じた繁栄を示す。つまりBbの繁栄状態などから有効なBbをある程度特定することができる。これにより、GAの進化(確率的偶然)による最適な個体の出現を待つことなく、外部(天・神・人、Heaven)からの選択>Select的)操作によって最適な個体を合成することができ、効率的な探索が可能になると考えられる。

9 おわりに

類推論の制御知識の学習に対するGAの応用を試みた。ここでBbを明示的に扱いその繁栄状態を基本にする手法をとり、その動きの検証および理論的解釈をおこなった。そしてこの手法の一般的GAへの適用について考察した。

参考文献

- [1] 木下茂行
"事例ベース推論のオブジェクト指向アプローチとその故障診断への適用" 情報処理学会研究報告 91-AI-75
- [2] 小林重信
"事例ベース推論の現状と展望" 人工知能学会誌 Vol.7 No4 1992.7
- [3] 平賀智
"類推論における制御知識の学習" 情報処理学会第45回全国大会講演論文集(3)
- [4] Hofbauer,Sigmund
"生物の進化と微分方程式" 現代数学社