

知覚コストによる帰納学習

2C-2

日本電気株式会社 C & C 情報研究所

宮内 宏

宮下 敏昭

1. はじめに

筆者らは、知覚→判断→行動という枠組みで、経験のプロセスを研究している[1]。本稿では、このプロセスの最初の「知覚→判断」について報告する。「判断」のためには、体験を通して状況を認識する力を養うことが必要であるが、これは帰納学習ととらえることができる。本稿では、人間が行っている帰納のプロセスを検討し、人間に近い帰納を行う方式を提案する。この方式は、帰納学習におけるバイアスの起源を知覚段階に求めるものである。

2. 帰納学習におけるバイアス

本稿で扱う帰納学習は、 n 個の異なる物 $\alpha_1 \sim \alpha_n$ をAとBの2つのグループに分ける規則の学習である。この学習を、「 α_i は、グループA(あるいはB)に属する」という形の実例の入力によって行う。

一般に n より少ない数の実例しか得られていない場合には、複数の規則(分け方)を仮説として立てることができる。複数の仮説から1つを選ぶルールをバイアスと呼ぶ。

バイアスの重要性を示すために、「みにくいアヒルの子の定理」[2]として知られる定理を簡単に説明する。本来の「みにくいアヒルの子の定理」は「 n 個のうち、任意の2個を取ったときに、その2個に共通する属性(共通になり立つ規則)の数は、2個の取り方によらず一定である」というもので、 n 個のものの中の2個も同様に似ている、ということであることを主張する。ここでは、これを帰納学習における問題として説明する。

n 個の物を2つのグループに分ける仮説としては、 2^n 個の規則を考えることができる。実例が m 個入力されると、実例に反していない規則は 2^{n-m} 個になる。ここで、それまでに実例が入力されていない α_i (グループA, Bのいずれに属するかまだ教えられていない物)が、A, Bのどちらに属するかを帰納的に推測することを考える。実例に反していない 2^{n-m} 個の規則のうち、

半分の 2^{n-m-1} 個の規則は、 α_i がAに属する

残りの 2^{n-m-1} 個の規則は、 α_i がBに属する

ものになり、AもBも同数の仮説が支持することになる。即ち、 α_i については、A, Bのどちらに属するとも言えない。つまり、帰納が不可能であることを示している。しかし、現実に人間は帰納を行なっているのでこれはパラドックスである。

このパラドックスは、すべての規則を同等に扱っていることに起因している。実際の問題に人間が直面した場合には、 2^{n-m} 個の規則を、例えば、「もっともらしい」規則、「ありそうにない」規則などと、区別して扱っている。つ

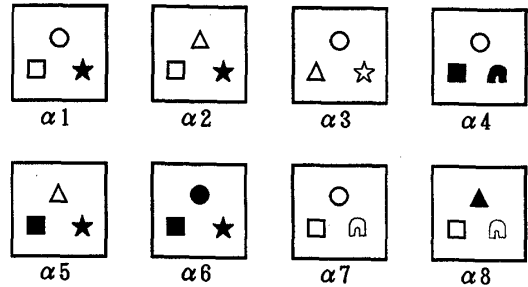


図1 実験で利用した8枚のカード

まり、人間は、複数の仮説を思いついても、その順位をつける方法を持っているのである。上で述べたパラドックスの示すところは、人間についても、計算機についても、なんらかの仮説の順位付けの指標がない限り帰納が実現できないということである。この順位付けは、実例から得られる事柄ではなく、実例入力以前からもっている「先入観」とみなすことができる。バイアスは、この「先入観」の帰納学習における表現と考えられる。バイアスの善し悪しにより、帰納学習の結果が左右されるのは、明かであり、よい帰納学習のためにはよいバイアスが必要である。しかし、「よい帰納学習」とは、いかなる基準で考えればよいのか、という疑問が生じる。

帰納学習の一般的な評価基準は存在しないのが実状であるが、筆者らは、「人間と同じ結論に達すること」を評価の基準とする。すなわち、帰納学習の方式と人間に同じ実例を与えて、得られた仮説を比較するという、いわば認知的な方法によってある程度行える。

人間の帰納を観察すると、人間は特定の特徴に注目し、その特徴をもとに帰納を行っていることがわかる。つまり、知覚段階での情報の取捨選択が行われているのである[1]。人間が注目する特徴は、知覚しやすい特徴とみることができる。筆者らは、知覚の容易さ、困難さを「知覚コスト」によって表現する方法を提案する。もちろん、人間の知覚の性質を計算機に完全に入力することはできない。知覚コストは、学習対象に関するヒューリスティックスとして設定されるもので、これを元にバイアスを実現する。

3. 知覚コストによる帰納学習

ここで提案する方式は、仮説になりうる属性に「知覚コスト」を割付け、最もコストの小さな仮説を採用するというものである。これは、分類の手間が最も小さい仮説を採用するという合理性に基づくものである。

まず、知覚コストを定義する。属性 a について、未知のものを新たに見たときに、その物が属性 a を持つかどうかを判定するためのコストを、属性 a のコストと呼ぶ。例えば、図1の8枚のカードを2つのグループに分ける問題

を考える。ここで、「全部が白」という属性は、「丸と星のどちらか一方だけがある」という属性よりも（人間にとっては）簡単に判定できる。この「簡単さ」を知覚コストという指標で表現する。

この考え方の元で、属性のコストを決定する。8枚のカードを2つに分ける問題では、2ⁿ個の属性が仮説として存在する。このうち、いくつかの属性に低いコストを割り付ける。ここでは、デフォルトのコストは100.0とした。図2に、コスト低減の例を示す。このコスト低減は、カード分類に関するヒューリスティックスと考えることができる。

指定した属性のコスト低減は、他の属性のコスト低減へ波及する。例えば、「丸と星が両方ある」という属性は、丸、星の各々を判定し、そのANDを取ることによって得られる。従って、「丸と星が両方ある」は、「丸がある」のコスト、「星がある」のコスト、ANDのコストを合わせたもので得られる、とする。このように、論理演算のコストを定義して、コストの低減した属性の組合せにより、他の属性へコストの低減が波及する。図3に、演算子のコストの例を示した。人間は仮説を作る時に、ORよりもANDを好むことが知られているので[3]、ここではORのコストをANDより高く設定している。この例の場合、「丸と星が両方ある」のコストは、64.0になる。

このようにして、各属性のコストを計算する。その後で、実例を入力していく。（全部のものについてグループ分けを教えられない限り）実例に反しない属性が複数存在する。これらの属性の内、知覚コストが最小のものをその時点での仮説とする。

4. 実験結果

【実験1】

図1に示したカードを2つに分ける分け方の学習を図2、図3のコストを用いて行なった。正しい分け方を、「全部が白または全部が黒」とし、4~6個の実例を入力して仮説を出力させた。帰納学習による結論は、実例の順序に影響されるので、10種類の実例順序で実験を行った。

この結果、実例6個での正解率は8割（10回中8回正解）、実例5個では6割、実例4個では、1割であった。誤った場合については、その過半数が「全部白」であった。

【実験2】

図2とは違う観点から、コストを決めた場合についても同様の実験を行なった（実例順序は、前の実験と同じ10種を用いた）。このコスト配分は、「奇数番号である」、「番号が3以下」など、絵の特徴以外の情報に低いコストを割り付けている。

このコストでの結果は、実例6個で正解率1割、実例5個、4個では全く正解に到達出来なかった。

なお、コストをつけずに、実例に反さない仮説の中からランダムに出力する場合の正解率は、実例6個で1/4、実例5個で1/8、実例4個で1/16である。

この両者の結果により、次のような示唆を得ることができた。

- 出力される仮説は主にコスト配分により決定され、実例の順序による影響は小さい。
- 悪いコスト配分をすると、ランダムに仮説を選ぶ場合よ

属性名	その属性をもつカードの集合	コスト
丸がある	$\alpha 1, \alpha 3, \alpha 4, \alpha 6, \alpha 7$	30.0
三角がある	$\alpha 2, \alpha 3, \alpha 5, \alpha 8$	30.0
四角がある	$\alpha 1, \alpha 2, \alpha 4, \alpha 5, \alpha 6, \alpha 7, \alpha 8$	30.0
星がある	$\alpha 1, \alpha 2, \alpha 3, \alpha 5, \alpha 6$	30.0
アーチがある	$\alpha 4, \alpha 7, \alpha 8$	30.0
全部白	$\alpha 3, \alpha 7$	20.0
黒が1つある	$\alpha 1, \alpha 2, \alpha 8$	40.0
黒が2つある	$\alpha 4, \alpha 5$	40.0
全部黒	$\alpha 6$	20.0

図2 コストの設定例

演算子名	コスト
NOT	1.0
AND	2.0
OR	4.0

図3 演算子のコストの例

りも正解率が悪くなることもあるが、良いコスト配分の場合には、非常によくなる。

- 良いコスト配分をすると、間違い方にも共通性がある。この他に、被験者に、カードを2つのグループに分けてもらい、この分け方を学習する実験も行った。この結果、少ない実例で正解にたどりつくことが多いこと、誤る場合でも人間と同様に誤るという傾向が得られている。

5. おわりに

本稿では、人間の帰納プロセスを参考にして得られた、知覚コストによる帰納学習方式を提案した。現在得られている方式は簡単なものにもかかわらず、人間に近い仮説を生成することができる。この方式は、人間が目的となるドメインに関して持っているヒューリスティックスを容易に利用することができるので、実用的にも期待が持てるものである。また、本方式では、ヒューリスティックスを数値をもとに構成しているため、ヒューリスティックスを獲得する学習への発展も考えられる。

本稿で報告した知覚コストは、知覚における注目点の数理的表現と見ることができる。これは、筆者らの経験のモデル化の研究において、知覚と判断の協調を表現するモデルとして位置づけられる。

参考文献

- [1] 宮内, 宮下: 「欲求による行動の制御—行動選択における意味の役割—」, 36回情処全大, pp.1671-1672, 1988.
- [2] 渡辺: 「知識と推測 科学的認識論(上下)」, 東京図書, 1975.
- [3] D.L.Medin et al.: "Constraints and Preferences in Inductive Learning: An Experimental Study of Human and Machine Performance", Cognitive Science, vol.11, pp.299-339.