

戦略間のアナロジーによる問題解決

2P-2

○松浦 賢一 嘉数 侑昇
北海道大学 工学部

1. はじめに

問題解決には、対象とする問題に対して有効な問題解決戦略を用いる。また、この戦略間には類似関係が存在するため、これを用いた問題解決を考慮することができる[2][3]。ここでは、このような戦略間のアナロジーによる問題解決を、戦略の一般化によって行なうことを試みる。つまり、戦略間の類似度によってカテゴリを形成し、それぞれのカテゴリ毎に一般化を行なうことでヒューリスティックスを生成する。そして、このヒューリスティックスを未解決の問題に適用することで、アナロジーによる問題解決を行なう。

2. 問題解決戦略とその一般化

ここで、問題とは問題解決器に対する入力であり、解はこれに対する出力であるとする。このときとられる問題解決戦略 $Strategy$ は、(1)式に示すような、問題から解への写像である。

$$Strategy : Problem \rightarrow Solution \quad (1)$$

where $Problem$: 問題
 $Solution$: 解

一方、あるヒューリスティックスは、これら複数の戦略の共通部分としてで考えることができる[1]。一般化には、“ \cap ” (交わり) の演算子が有効であるため、ヒューリスティックス H を、(2)式のように表現することができる。

$$H = \cap Strategy_i \quad (2)$$

3. 戦略間のアナロジーによる問題解決

3.1 問題解決戦略の前提

ここでの問題解決戦略は、位相空間の要素として表現する。すなわち、位相空間における近傍を類似関係の及ぶ部分空間とする。ここで、類似度関数を R とすると、類似関係は(3)式のように表現できる。

$$R(S, S') = |\Omega| \quad (3)$$

where $\Omega = \{\omega \mid S \cup S' \subseteq \omega, \omega \in \Omega\}$
 S, S' : 問題解決戦略

Ω : 戦略の空間における位相

また、問題解決戦略の一般化には、問題解決戦略を集合とみた場合の構成要素を考慮する必要があるゆえ、(4)式のように、ある戦略 $Strategy_i$ はいくつかの部分戦略から構成されるものとする。

$$Strategy_i = \{ps_{ij} \mid j = 1, \dots, n\} \quad (4)$$

where ps_{ij} : 部分戦略
 n : 定数

ここで、問題解決戦略を構成する部分戦略の構成要素数 n は、問題設定に依存する。

3.2 問題解決戦略の一般化

一般化に先立って、初めに類似する問題解決戦略のカテゴリを形成する。このカテゴリズとして、ここでは非階層的クラスタ分析法を用いる[4]。また、この際の距離は(3)式の類似度を基準とする。

次に、形成されたカテゴリから、一般化によってヒューリスティックスを生成する。これは、部分戦略の概念より次のように考えることができる。すなわち、あるカテゴリにおける全ての部分戦略 ps_i の比較を行ない、同一の部分戦略からなるクラスへと分類する。そして、それぞれのクラスをその濃度で代表させることで、一般化を計ることとする。

ここで、クラスの濃度の表現として、部分戦略の頻度 Q を導入する。頻度が大きいほど、その部分戦略がカテゴリ中に多く存在することを意味し、これにより共通部分の強調の割合が表現できる。従って、クラス集合 $Classes$ と Q の直積空間に(5)式のヒューリスティックス H が生成される。

$$H = \left\{ \left(class^i, q^i \right) \mid class^i \in Classes, \right. \\ \left. q^i = \frac{|class^i|}{\sum_j |class^j|}, i = 1, \dots, |Classes| \right\} \quad (5)$$

3.3 アナロジーによる問題解決

以上のようにして生成されたヒューリスティックスを用いて、アナロジーによる問題解決を行なうが、これは次の手順による。

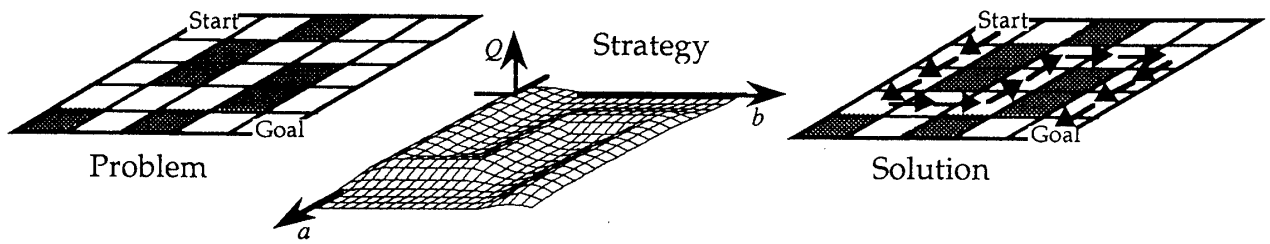


Fig.1 Path Planning Problem and Its Representation

(1) 対象とする未解決の問題の属するカテゴリを選択する。

(2) 選択されたカテゴリのヒューリスティクスを用いて、問題を解決する。

ここで、(1)のカテゴリ選択であるが、対象とする問題の、*Problem*の空間におけるカテゴリの選択となる。この空間でのカテゴリは、*Strategy*の空間におけるカテゴリの位相と対応するようなものが望ましいため、*Problem*の空間でのカテゴリ形成を次のように行なう。

(1)*Problem*の空間において、過去に解決した問題に対するポロノイの多角形分割を導入する。これは、(6)式で示される領域 S_i への分割である。

$$S_i = \left\{ x \mid x \in \text{Problem}, d(x, X_i) \leq d(x, X_j), i \neq j, i = 1, \dots, kn \right\} \quad (6)$$

where X_i : 過去に解決した問題 ($i = 1, \dots, kn$)

d : 距離関数

kn : 過去に解決した問題の総数

(2)次に、分割された S_i を*Strategy*の空間でのカテゴリ C_k^S にしたがって、(7)式のように統合し、*Problem*の空間におけるカテゴリ C_k^P とする。

$$C_k^P = \bigcup_{X_i \in C_k^S} S_i \quad (7)$$

4. 計算機実験

以上の手法に対する検証を目的として、Fig.1に示すようなパスプランニング問題を対象例として、計算機実験を行なった。

Fig.1において、部分戦略はマップ上でのそれぞれのパスであり、これに頻度を導入して問題解決戦略を曲面で表現する。また、戦略の空間における位相は、(8)式のように設定した類似度関数に基づいて定めた。

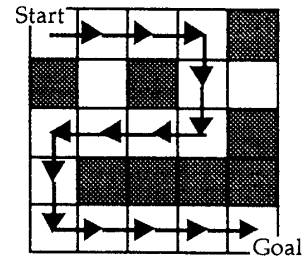


Fig.2 Result of Planning

$$R(S, S') = \frac{\sum_{a,b} Q_S(a,b) Q_{S'}(a,b)}{\sum_{a,b} Q_S(a,b) + \sum_{a,b} Q_{S'}(a,b)} \quad (8)$$

$Q_S(a,b)$: 戦略 S の座標 (a,b) における頻度

このような問題設定のもとで、いくつかのマップとそれに対するプランニング例を用意した。そこに、未解決のマップを与えてプランニングを行なったところ、Fig.2のような結果が得られた。

5. おわりに

戦略間のアナロジーを利用した問題解決法として、互いに類似する戦略の一般化による方法を試みた。また計算機実験より、アナロジーが有効に機能していることを確認した。

参考文献

[1] Gick, M., L. and Holyoak, K., J.: Schema Induction and Analogical Transfer, *Cognitive Psychology*, 15, pp.1-38, (1983).
 [2] Holland, J., H., Holyoak, K., F., Nisbett, E. and Thagard, P., R.: *Induction — Process of Inference, Learning and Discovery*, The MIT Press, (1986).
 [3] Lenat, D.: *The Role of Heuristics in Learning by Discovery: Three Case Studies*, Machine Learning, Toiga Press, (1983).
 [4] 河口 至商: 多変量解析入門I, II, 森北出版, (1973).