

TM-0719

線画の定量的解釈のための
ヒューリスティクスの学習

岡 夏樹

May, 1989

©1989, ICOT

ICOT

Mita Kokusai Bldg. 21F
4-28 Mita 1-Chome
Minato-ku Tokyo 108 Japan

(03) 456-3191-5
Telex ICOT J32964

Institute for New Generation Computer Technology

線画の定量的解釈のための ヒューリスティクスの学習

新世代コンピュータ技術開発機構

岡 夏樹

1. はじめに

線画の解釈のためのヒューリスティクスを題材にして、学習の一つの側面の検討を始めた。本論文では“抽出・再構成による学習”の基本的な枠組みの提案を行う。

適切な仮定を置くことにより、1枚の線画（投影図）から物体の3次元形状をほぼ定量的に復元することができる。2節ではこれらの解釈法をヒューリスティクスとして表し紹介する。3節ではこれらヒューリスティクス相互の関係を整理した空間を示し、それらの学習のための問題の設定をする。4節において“抽出・再構成による学習”の基本的な枠組みを提案し、線画の解釈のヒューリスティクスの学習を例として説明する。

2. 線画の定量的解釈のためのヒューリスティクス

以下に紹介するヒューリスティクスは、簡単のためあるいは他のヒューリスティクスとの比較のために出典において述べられているものと正確に同じではない。各ヒューリスティクと合わせてそのヒューリスティクの適用できる線画の例を示す。

H1（モデルのヒューリスティク）

[Roberts, 1965]

内部に持っている3次元モデルと相似な物体であると仮定して解釈せよ。

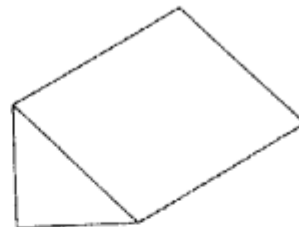


図1

H2 (座標軸平行のヒューリスティック)

[Liardetら, 1978]

画像上で座標軸と平行な線分は、シーンにおいても平行であると仮定して解釈せよ。

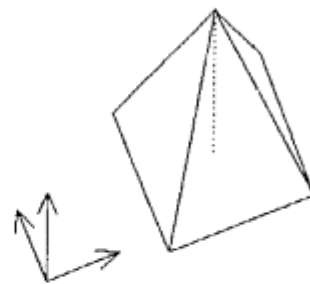


図2

H3 (床置ききのヒューリスティック)

[広谷ら, 1981]

物体は $x-y$ 平面上に置かれていると仮定して解釈せよ。

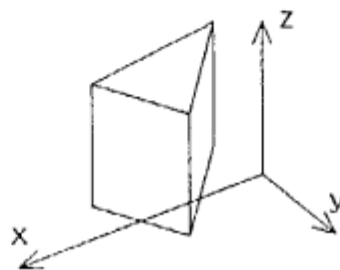


図3

H4 (規則性のヒューリスティック)

[Kanade, 1981]

画像上に規則性のある特徴があるときは、シーンにおいても対応する規則性があると仮定して解釈せよ。

H5 (平行線のヒューリスティック)

[Kanade, 1981]

画像上の平行な2本の線分は、シーンにおいても平行であると仮定して解釈せよ。

H6 (斜対称のヒューリスティック)

[Kanade, 1981]

画像上の斜対称な形は、シーンにおいては線対称な形であると仮定して解釈せよ。

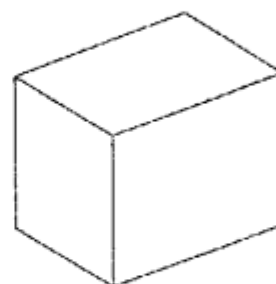


図4

H7（暗黙の座標軸のヒューリスティック）

〔岡，1986〕

適当に座標軸の投影を仮定して解釈せよ。

H8（軸方向のヒューリスティック）

〔岡，1986〕

物体が立てて置かれた一般化円筒であるときは，その軸が投影面に平行に置かれた正面平行斜軸測図であると仮定して解釈せよ。

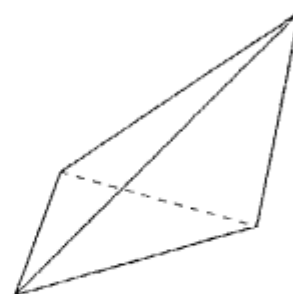


図5

H9（投影面積のヒューリスティック）

〔岡，1986〕

物体はその投影面積が最大となる方向に投影されていると仮定して解釈せよ。

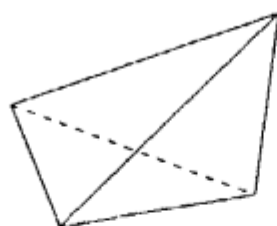


図6

3. ヒューリスティクス空間と学習の問題の設定

図7は、前節で挙げたヒューリスティクスを一般化／特殊化の関係に注目して整理したものの一例である。

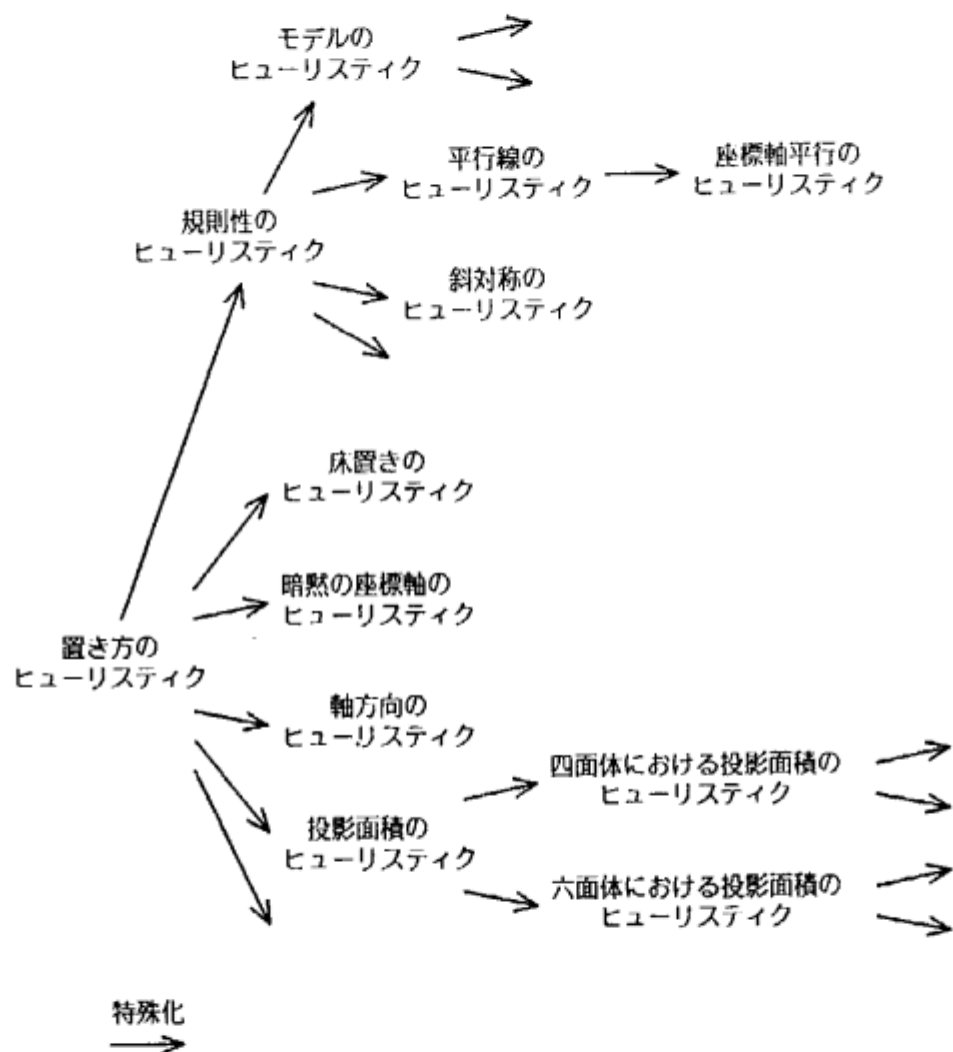


図7

さて、AMやEURISKO [Lenat, 1982] 風に図7の空間の一部だけから他の部分を作り出していくことができるだろうか。数論の概念の空間などとは違って、この場合はシンタクティックな情報だけでは無理であろう。一方、図7の空間が初めから全部そのままの形で与えられているという設定にはしたくない。

本論文では線画のヒューリスティクスの学習という問題を次のように設定する。

「いくつかのヒューリスティクスとそれらに関連した膨大な知識を含む空間が与えられているとする。まず、与えられたヒューリスティクスに対して本質的な性質を、与えられた空間から抽出する。（ただし全ての性質が陽に見えているとは限らない。）次にそれを鍵として空間を再構成する。（言い替えると、与えられたヒューリスティクスに対して、抽出した性質を鍵として類似なものを探査する。）」

このような学習を“抽出・再構成による学習”と呼ぶことにする。

4. 抽出・再構成による学習 (Learning by Extraction & Reconstruction)

工学的には、ある「陽に与えられた」空間からの抽出・再構成という設定でも意義があるのだが、ここでは認知科学的立場から、「思い付いた」という気分も表わせる枠組みを考えることにする。つまり、陽に与えられたものの網羅的探索による抽出だけでなく、パッと思い付いた（後で考えてみれば知っていたことなんだけど）というような「発想」に基づく抽出を説明できる枠組みとしたい。

そこで次のような学習の枠組みを提案する。

< 発想に基づく抽出・再構成による学習 >

1) (人の知識全体に相当するような) 膨大な知識が与えられているとする。

知識表現形式は何でもよいのだが、例えば次のような特徴をもつ意味ネットワークSIMPLE (Semantic network with IMPLICIT & Explicit links) を考える。

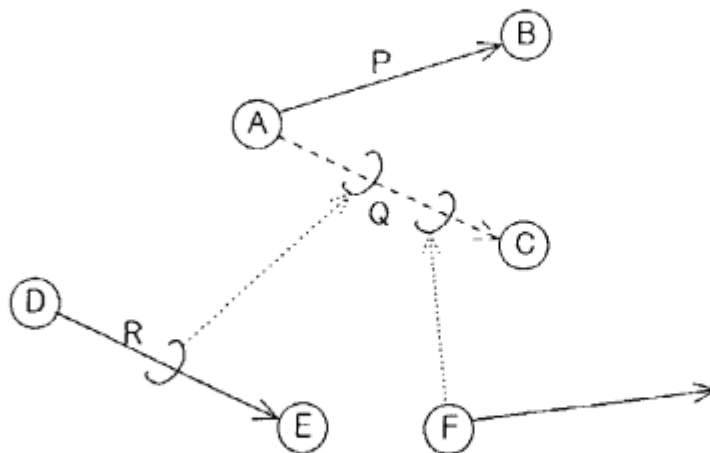


図8

リンクには潜在リンク (Implicit link) と顕在リンク (Explicit link) の2種類がある。潜在リンクは破線の矢印で示し、顕在リンクは実線の矢印で示す。図8においてリンクP、Qはそれぞれ「AのPはBである」、「AのQはCである」という関係を表わすとする。顕在リンクPについては、「AのPは何か?」という質問にも答えられるし、「Aから出ているリンクを挙げよ」に対してPと答えられる。しかし、潜在リンクQについては、「AのQは何か?」という質問には答えられるが、「Aから出ているリンクを挙げよ」に対しては、Qは見えないのでQとは答えられない。すなわち潜在リンクは、何かそれに関連のあるものがアクセスされ、それからの連想リンク (Associative link) により活性化されないとその存在に気付かない。連想リンクは点線の矢印で示す。

2) 知識の整理の対象とするノード (オブジェクト・ノード) に対して、整理の鍵となるノード (キー・ノード) を「抽出」する。

オブジェクト・ノードに関して知識を整理するのであるが、オブジェクト・ノードは単数の場合も複数の場合もある。ここでは基本となる単数の場合について説明する。キー・ノードは、オブジェクト・ノードの (現在の問題についての) 本質的な性質を捕らえたものであり、その意味でオブジェクト・ノードの一般化であると言ってもよい。

与えられる膨大な知識の例の一部を図9に示した。ただし簡単のため連想リンクは略してある。図中「O」と記したのがオブジェクト・ノードである。この様な知識の中からキー・ノードを探索・抽出した状態を示したのが図10である。キー・ノードは図中「K」と記した。

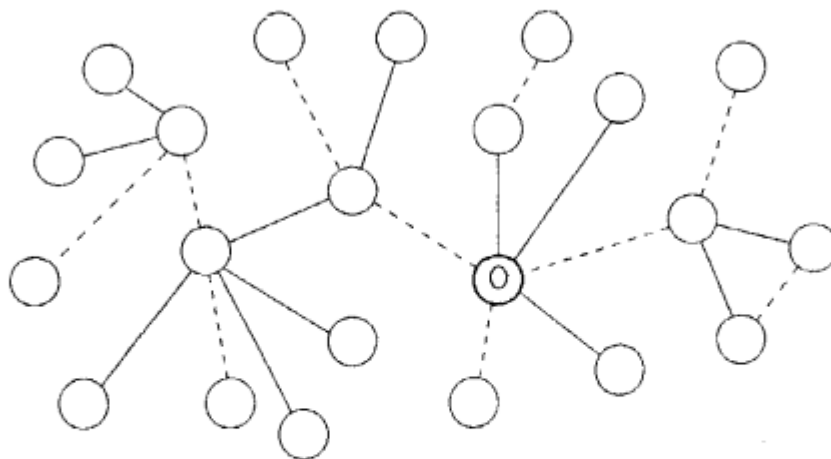


図9

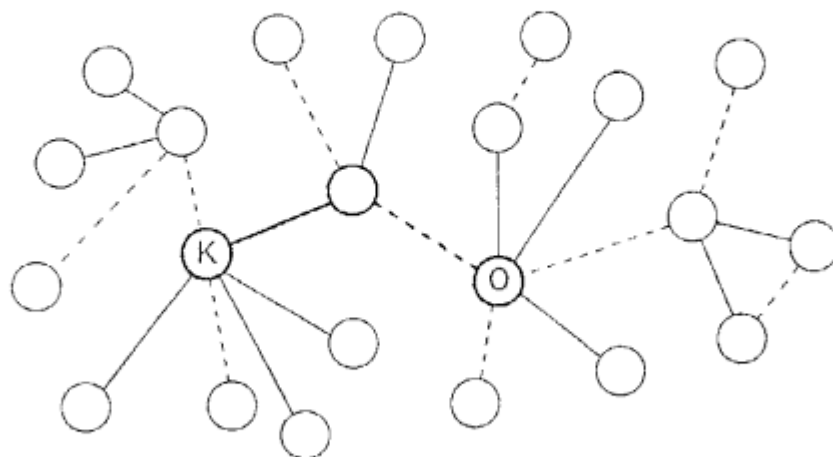


図10

キー・ノードとオブジェクト・ノードの関係は図11に示すようにいろいろありうる。このうち潜在リンクの活性化を要するものを見つけるのが「発想に基づく抽出」である。

キー・ノードの探索法（特に潜在リンクを含むものについて）とそれがどのくらい本質的かの評価法とは現在検討中である。オブジェクト・ノードが複数の場合は相互の比較により、共通点、相違点に注目してキー・ノードを探索する。

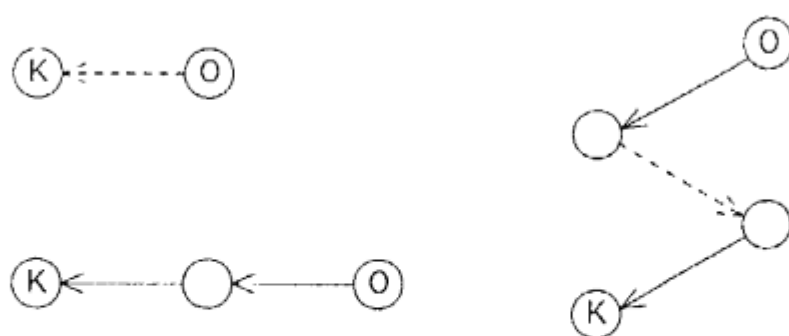


図11

3) キー・ノードを鍵として再構成を行なう。

再構成にあたって、必要なら、直列につながった複数のリンクを1本にまとめたり、潜在リンクを顕在リンクに変えたりする。

次にオブジェクト・ノードに対してキー・ノードを鍵として類似なものを探索する。これは鍵が絞られているという点で、何の手掛かりもなくアナロジーをとるより効率的である。この結果例えば図12のような空間が得られる。

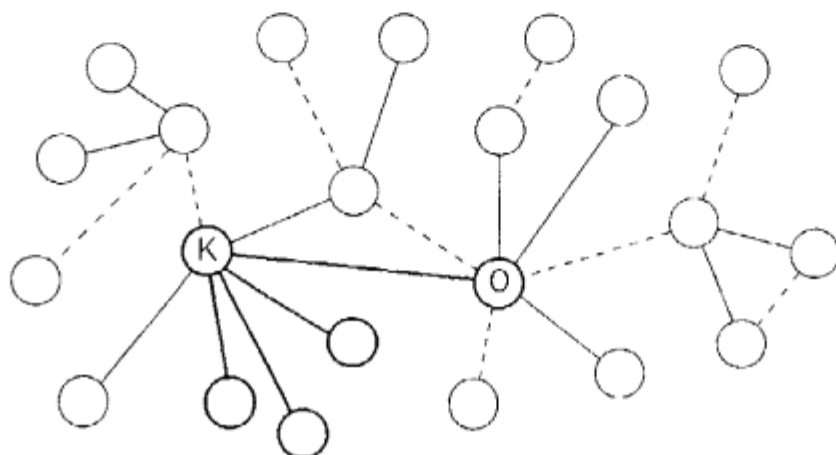


図12

以上の枠組みを線画の解釈のヒューリスティクスの学習を例にして説明する。

例えば“投影面積最大のヒューリスティック”をオブジェクト・ノードとする。（投影面積最大と言う概念をオブジェクト・ノードとしてもよい。）このときキー・ノードを“置き方を仮定するヒューリスティック”と選んだとすると、アナロジーとして他の置き方を仮定するヒューリスティクスを探すことになるし、キー・ノードを“伝達される情報量が最大であることを仮定するヒューリスティック”とすると他の情報量最大の例が探されることになる。またキー・ノードが“「2次の量がある値に等しい」という形のヒューリスティック”であるとすると他の2次の量をつかったヒューリスティクスが探されることになるし、同様にキー・ノードが“「n次の量がある値に等しい」という形のヒューリスティック”である場合も考えられる。このような抽出・再構成を行った結果の一例の一部を示したのが図7である。

以下に“抽出・再構成による学習”と知識表現SIMPLEについて少し補足説明する。

一般的に、与えられた空間から、効率を上げるために必要な部分だけを抽出するという問題は、この“抽出・再構成による学習”の枠組みに含まれると思われる。また、“抽出・再構成による学習”の枠組みは次のように応用することもできる。階層を数多く遡るインヘリタンスはその実行に時間がかかることが問題となるが、適当な評価基準により直接必要な所を結ぶリンクを作ることは有効であろう。

知識表現SIMPLEは、「忘却」、「想起」も表現できる。「忘却」とは潜在リンクが不活性となることであり、「想起」とは潜在リンクが連想リンクを通じて活性化されることである。連想リンクの付いていない潜在リンクはいったん不活性となると永久に想起されない。また顕在リンクもしばらくアクセスされないと潜在リンクに変化するという設定にしても良いが、その時は、あらかじめ顕在リンクにも連想リンクを付けておく必要がある。

このような「忘却」、「想起」が表現できることは工学的には次のような意義がある。知識が膨大である場合にはその中から必要なものを選ぶ際の効率が問題になる。この「忘却」、「想起」のメカニズムは見える範囲を、よく使うもの、関連したものに限定するという意味で効率改善の一つの手段となりうる。

5. おわりに

発想のメカニズムを組み込んだ知識表現SIMPLEを用いて“抽出・再構成による学習”の基本的枠組みを提案した。今後の課題は次の通りである。

- ・もともになる大きな知識をいかにして与えるか。特に、それから「発想」したと言えるような豊富な知識をいかにして与えるか。
- ・キー・ノードの抽出のための探索法の検討。
- ・キー・ノードの抽出のための評価法の検討。
- ・再構成において新たにリンクを作るための基準の検討。
- ・知識を増やすタイプの学習との組み合わせ。すなわち、まず、適当に知識を増やして、それから抽出・再構成する。次にその結果を利用したり、それをもとにさらに知識を増やしたりする。以下これを繰り返す。

6. 参考文献

- [Roberts, 1965] L.G.Roberts, "Machine Perception of Three-Dimensional Solids", in: Optical and Electro-Optical Information Processing, Tippet Ed., MIT Press, 1965, 159-197.
- [Liardetら, 1978] M.Liardet et al., "Input to CAD systems: two practical examples", in: Artificial Intelligence and Pattern Recognition in Computer Aided Design, Latombe, Ed., North-Holland, 1978, 403-427.
- [広谷ら, 1981] 広谷ら, "3次元図形の入力の研究", 日本建築学会第3回電子計算機利用シンポジウム, 1981, 343-347.
- [Kanade, 1981] J.Kanade, "Recovery of the three-dimensional shape of an object from a single view", Artificial Intelligence, 17, 1981, 409-460.
- [岡, 1986] 岡, "暗黙の了解事項に基づく線画の定量的解釈", 情報処理学会第32回全国大会, 1986, 1433-1434.
- [Lenat, 1982] D.B.Lenat, "the Nature of Heuristics", Artificial Intelligence, 19, 1982, 189-249.