1P－4

帰納学習を用いた幾何学的制約の獲得*

溝口文雄†,‡　大和田勇人†,‡　石井雅子†

東京理科大学 理工学部‡

1　はじめに

本研究においては，帰納的一般化を用いた幾何学的制約の獲得方法を提案する．帰納的一般化は，大量データから一般規則を導出するという点で知識獲得の重要な方法である．現在までにGOLEM[1]やC4.5[2]など，様々な一般化法が提案されている．従来の方法では数値データにおける制約を考えると，線形制約しか得られないが，本研究における幾何学的制約を獲得する方法は非線形制約をも得られる．ここでは，幾何学的制約を次のように定義する．

幾何学的制約：図形を数値データとして抽出し，その形状的特徴により導出される制約

2　帰納学習によるアプローチ

導出する幾何学的制約として自己相似性という特徴をもつフラクタル図形に着目する．入力としては図形の2次元平面上の座標関係による数値データとする．入力データから直接的に幾何学的制約を導出する場合，そのデータベースにおける属性間の四則演算を組み合わせて探索する方法が一般的である．この方法では探索空間を制限せずにできるだけ多様な規則を導出できる．しかし以下のような問題が生じる．

- 探索空間の増大による負荷の増加
- データの入力順序による規則性の変化への不対応

そこで，次のような方法で幾何学的制約を獲得する．(図1参照)

1. 図形の形状を2次元平面上の複数の点の集合とみなし，その点を座標を用いて抽出する．
2. 抽出された，点の集合であるデータベースを解析する．
   (a) 帰納学習による定性的規則の獲得
   (b) 定性的規則に基づく定量的規則の獲得
3. 解析結果により幾何学的制約を導出する．

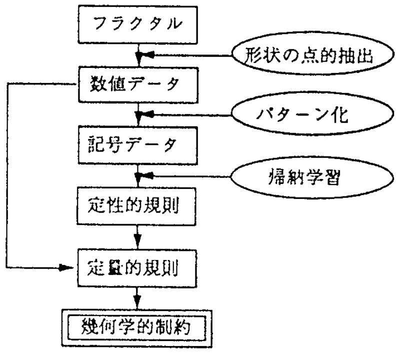

図 1: 幾何学的制約の獲得

ここで，定性情報と定量情報の両側面から解析することは，数値と推論をつなぐ方法として有用である．

3　定性的規則の導出

フラクタル図形の解析について，定量情報のみのデータから幾何学的制約を獲得するのは非常に困難である．そこで，与える数値データを記号データ，つまり定性情報に変換し，帰納学習により定性的規則を導出する．この定性的規則によりデータの探索方向が決定できれば，探索空間の削減になり，効率的かつ効果的に幾何学的制約を得られる．

そこで，まず数値データを記号データに変換するためのパターン化を行ない，その記号化されたデータから帰納学習を用いて定性的規則を求める．

- 数値データのパターン化
  1. 図形を分割する．
  2. 各区間でデータの接続性を検査する．
     connected/ データが接続していることを表す．
     unconnected/ データが分離していることを表す．
  3. 各区間におけるパターンを次のように分析する．

---

*Acquisition of geometric constraint using inductive learning
†Fumio MIZOGUCHI,Hayato OHWADA,Masako ISHII
‡Faculty of Sci. and Tech.,Science University of Tokyo

inc $\begin{cases} x \text{が増加すると} y \text{も増加} \\ x \text{が減少すると} y \text{も減少} \end{cases}$

dec $\begin{cases} x \text{が増加すると} y \text{は減少} \\ x \text{が減少すると} y \text{は増加} \end{cases}$

xconst yの値にかかわらずxの値が一定

yconst xの値にかかわらずyの値が一定

4. 各区間で，接続性とパターンによるデータの関係を求める．

- 帰納学習の適用

データのパターン化により多くの定性情報が得られるので，GOLEMにより分類規則を導出する．そのために次のような3つのデータを与える．

1. FOREGROUND
   数値データのパターン化によって得られた事例
2. BACKGROUND
   フラクタルの自己相似性を示す縮小写像を明らかに表す事例
3. NEGATIVE
   数値データのパターン化によって得られない事例

4 フラクタルの解析例

フラクタルの一つであるコッホ曲線を解析する．(図2参照)

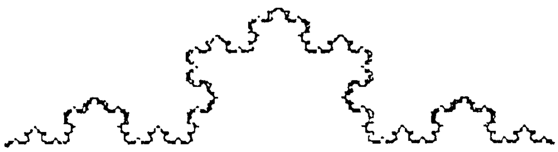

図 2: コッホ曲線

1. 数値データのパターン化
   表1の数値データをパターン化する．
   (a) データを区間に分ける．
   - ⟨ データ No.1 → データ No.2⟩ → 区間 a
   - ⟨ データ No.2 → データ No.3⟩ → 区間 b

   ⋮

表 1: コッホ曲線の数値データ例

$No.$	X	Y
1	2.000	1.000
2	1.289	0.077
3	0.667	0.334
⋮	⋮	⋮

   (b) 各区間の接続性を求める．

$$connected(a, b), \cdots$$

   (c) 各区間を4つのパターンに分ける．

$$inc(a), dec(b), \cdots$$

2. 帰納学習の適用
   GOLEMを利用して定性的規則を求める．

$$connected(A, B) : -inc(A), dec(B).$$

⋮

3. 幾何学的制約の導出
   定性的規則を利用して定量的規則を求めると次のようなコッホ曲線の縮小写像の一つが獲得される．

$$f = \begin{cases} X = \frac{1}{2\sqrt{3}}(\sqrt{3}x + y) \\ Y = \frac{1}{2\sqrt{3}}(x - \sqrt{3}y) \end{cases}$$

5 おわりに

本論文では，直接数値データから幾何学的制約を求めることの困難性を示し，帰納学習により導出される定性的規則を利用して定量的規則を求め幾何学的制約を導出する方法を提案した．

帰納学習により導出された定性的規則による探索方向の決定により，探索空間を削減でき，効率的かつ効果的に幾何学的制約を獲得することができる．

参考文献

[1] S.Muggleton: Inductive Logic Programming,New Generation Computing,Vol.8,1991.

[2] J.R.Quinlan: C4.5: Programs for Machine Learning,MorganKaufmannPublisshers,1993.