

分割法による土質圧密理論式の洗練化

齋藤耕^{1,2} 桜井成一朗¹ 熊田禎宜¹
¹東京工業大学大学院社会理工学研究科社会工学専攻² 世紀東急工業(株)技術研究所

和文抄録

設計時における沈下予測は、地盤の性状を詳細に把握することは困難であり、理論の適用の際の理想化・単純化もあって、実際の沈下挙動とは一致しない場合が多い。しかし、空港建設の施工段階において、各施工段階において、精度の高い沈下予測が必要とされている。実測沈下に基づく将来沈下予測手法として、現在一般に用いられている方法は、双曲線法、浅岡法、門田法、logt法等がある。また、通常の構造解析とは反対の手順をとる逆解析の研究もされている。しかし、いずれの方法も、地盤や載荷量の変化に対応した十分正確な沈下予測結果が得られていないのが現状である。

信頼性の高い沈下予測を行う為には、時間軸を考慮に加えた載荷条件や、地盤条件に適用するように、それぞれの沈下予測法を洗練化する必要がある。本論文では、一般的に用いられている浅岡の沈下予測法 [Asaoka78] を洗練化し、羽田空港の沈下データを使って洗練化の効果を評価した。本研究のように、地盤の沈下予測の問題に対して人工知能技術を適用した例は少ない。本研究では、3.6節で述べるような新しい分類学習による圧密沈下理論の洗練化手法を提案し、現実の沈下データにより評価する。

Refinement Asaoka method of Settlement Prediction by Hierarchical Clustering

Kouiti Saitou¹ Seitirou Sakurai¹ Sadanobu Kumada¹
¹ Department Of Social Engineering, Tokyo Institute Of Technology

Summary

The evaluation of the differential settlements due to the variability of the subsoil properties, is very important problem to construct the airport facilities on the soft ground. In the present study, Hierarchical Clustering method to evaluate the differential settlements is newly developed. The results of the study is summarized as follows:

- 1) Refinement Asaoka method of Settlement Prediction, the new computer program to evaluate the differential settlements in reclaimed land, is developed. In our system, the hierarchical clustering models of the soil properties, including the decision tree of the soil properties, is used. The effect of the decision trees of hierarchical clustering of each layer is also taken into consideration.
- 2) The extensive settlements observations were carried out in Offshore Development Project of Tokyo International Airport. The results of the decision trees with Hierarchical Clustering agreed favorably with the statistic properties of the observed settlements.
- 3) Based on the calculation with our systems, the practical chart to evaluate the differential settlements in the typical reclaimed land is proposed.
- 4) The damages of airport institution due to the future differential settlements can be predicted with Refinement Asaoka method

1 はじめに

設計時における沈下予測は、地盤の性状を詳細に把握することは困難であり、理論の適用の際の理想化・単純化もあって、実際の沈下挙動とは一致しない場合が多い。しかし、空港建設の施工段階において、各施工段階において、精度の高い沈下予測が必要とされている。実測沈下に基づく将来沈下予測手法として、現在一般に用いられている方法は、双曲線法、浅岡法、門田法、logt法等がある。また、通常の構造解析とは反対の手順をとる逆解析の研究もされている。しかし、いずれの方法も、地盤や載荷量の変化に対応した十分正確な沈下予測結果が得られていないのが現状である。

信頼性の高い沈下予測を行う為には、時間軸を考慮に加えた載荷条件や、地盤条件に適用するように、それぞれの沈下予測法を洗練化する必要がある。本論文では、一般的に用いられている浅岡の沈下予測法 [Asaoka78] を洗練化し、羽田空港の沈下データを使って洗練化の効果を評価した。本研究のように、地盤の沈下予測の問題に対して人工知能技術を適用した例は少ない。本研

究では、3.6節で述べるような新しい分類学習による圧密沈下理論の洗練化手法を提案し、現実の沈下データにより評価する。

2 問題の背景と問題設定

2.1 問題の背景

空港建設では、沈下によって重要な施設にわずかな傾斜や段差が生じても、空港の機能に重大な支障が生じる。羽田沖の新空港建設予定地の地盤は、最深部の沖積粘度層、ヘドロ、建設残土といずれも地盤沈下を引き起こすことが確実な不安定な土質である。しかも、広大な滑走路やエプロンの場合には、精密な平坦性が要求されている。したがって、あらかじめ沈下量を予測し施工で対応する必要がある [齋藤97]。ところが、比較的初期段階での不同沈下の測定結果に基づく長期の不同沈下予測では、数値シミュレーションの方法 [土田88] がとられているが、初期段階における10年後の沈下予測が30cmであるのに対して、供用後5年にして倍の沈下が生じるという報告があり、予測精度の向上が求められている [中

の堂95]。

2. 2 技術的課題と問題の設定

沈下予測では、施設荷重、荷重の位置等による単純パターンが設定され、パターン毎に修正が行われているが、これらのパターンは正確であるとは言い難い。また、不均一は不連続体であると見なされている地盤の沈下の影響が考慮されることも少ない。

このような問題に対処するいくつかの方法が考えられ、圧密地盤の変形および破壊を表す数式モデルを利用して予測を行う方法が基本的である。地盤応答特性の同定には地盤のパラメータを推定する必要があり、室内土質試験や原位置試験に基づく方法が一般的に用いられてきた。これは、実際の地盤の状況とは異なる、単純化した外力や応力状態での応答特性を調べて、数式モデルに対応したパラメータを決定する方法である。この方法の利点は、単純化した条件下での検討であるため、結果の解釈が明快なことであるが、地盤の初期状態や応力経路、不均一性などの複雑な影響により、特に変形に関するパラメータを推定について十分でない。最近、力学的モデルの逆解析により、実際、地盤における外力と応答結果のみに注目して、想定した数式モデルに対応した土質パラメータを決定する方法により、実際、地盤の不均一性や複雑な状態を考慮した全体的・平均的なパラメータの計算が研究されている。しかし、通常の逆解析では、非線形計画法を適用使用すると、プログラムが複雑になり、収束性に問題が生じる。特に非線形計画問題では全域的な最適解に収束せず、局所的な最適解に収束してしまうという問題が生じ、ひいては計算機労力の増大を招く。このような現状に対して、我々は、ID3による解決方法を試みた。ID3は、各属性を持つ標本の出現頻度を基にした情報理論的エントロピー計算が必要であるが、地質条件、地盤材料の複雑な力学的特性等の境界条件が得られていない場合には、属性の論理的組み合わせを求めるために、トップダウン的に属性値たる境界条件を決定する必要がある。ID3の実験の結果では、必要とする土質パターンや載荷パターンを特定できる満足する分類規則を得ることができなかった。我々は、時間軸を考慮に加えた観測データに対して、地盤沈下を精度良く予測するための沈下予測モデル式と、このモデル式を機能的に利用するための分類規則と境界条件とを必要とする。すなわち、載荷、沈下、境界の各データ集合から、沈下予測の精度を向上させるための境界分類、載荷分類を推定しなければならない。そこで、我々が設定した問題は、

①限られたデータをもって、精度のよい分類規則の獲得方法が必要である。

②対象ドメインが不均質な不連続体であることを考慮に加えた分類規則の獲得方法が必要である。

我々の提案する手法は、

①分類法を用いた教師付学習法による適応的洗練化の沈下予測手法を提案し、

②不均質な不連続の境界条件を考慮に加えた分類規則の獲得方法を提案する。

3 分類の学習法による圧密沈下式の洗練化

3. 1 分類法

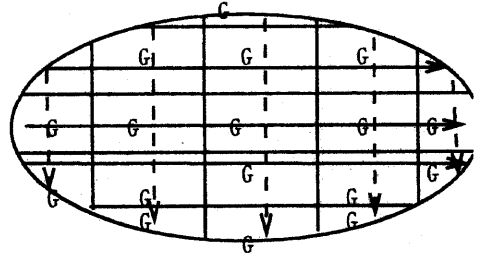
より正確で詳細な沈下予測を行うためには、新

しい洗練化モデルの導入が必要とされるが、それには結果的により大量のデータを必要とするか、または、限られたデータを最適に選択される分類法が必要である。Fisherの言う最適な分類法により、適切に情報が選択されたとき [Fisher96]、より洗練化されたモデルを選択することができ、したがってより精度の高い予測をする事ができる。また、複数の属性が完全に独立でないような分類クラスによって特徴づけられた事例集合に対して分類規則を表現する必要があり、われわれは、以下のモデルの設定を行った。

3. 2 分割対象ドメインの仮分割

各位置における沈下の事例集合を $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ とする。 v_i は事例を示す。属性ベクトルを $A(v_i) = (a_1(v_i), b_1(v_i))$ とする。この事例では、 a_1 を載荷タイプ、 b_1 を応力タイプとする。したがって、事例の分割を試みた場合、分類対象集合は、 $G(v, A(v))$ と記述できる。与えられた領域の分割 π_i の内から望ましい分割 π^* を求めるためには、分割対象集合 G に対して前もって仮分割 G_i し、望ましい分割 π_i の組である学習事例を k 個含む集合 $\{(G_1, \pi_1), (G_2, \pi_2), \dots, (G_k, \pi_k)\}$ から分割集合 G_i の集合に対する望ましい分割 π^* を求めるための判定基準を予め設定する必要がある [神鷹・新田97]。この事例では、判定は、洗練化モデルにより沈下の予測量の誤差が改善されているかの判断を基準とした。

また、望ましい分割 π^* を作成する際の方法を分割規則とする。すなわち、望ましい分割 π^* 実行するためには分割規則にしたがって前もって対象ドメインの分割を行い吉田の言う局所的 [吉田96] 誤差の最小性を獲得するための望ましい分割の位置を決めなければならない。



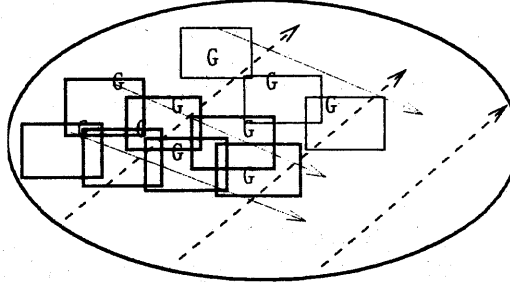
上図のように対象ドメインは、 G_k 仮分割される。

3. 3 分割サーチによる学習

分割サーチとは、分割トーチの方法を取り入れた一部が共有しているような分割を時間軸にわたってドメインの性状を予想しながら全体的に一律に分割を行う方法を言う。

分割集合は、対象とする地盤は不均一で不連続であり、その位置における沈下は、広範囲にわたって影響を及ぼし、エリアによって沈下予測量の評価値を考慮する必要がある。相互に影響しあう位置は、隣接するとは限らない。また、地盤の性状は、時間軸に従って各地点毎に変化してきており、その変化の仕方も一律ではない。したがって、不連続地盤を考慮に加えて、望ましい分類のための分割規則を実行しなければならない

ないが、今回の実験では、 G_i は、対象ドメインに対して分割される一部が重なるような一様な分割を前もって仮定している。
分割規則に従って最適分類を行い、新しい分類にふさわしい評価値を獲得することができる。



対象ドメインは、分割規則に従って仮分割される。

3.4 沈下予測モデルの設定

地盤は顕著な不均一性がある。したがって、さらにこれを限られた地質調査結果から沈下予測量を特定することは、はなはだ困難である。そこで、地盤の将来の沈下予測を得るための洗練化された沈下予測モデルを考える。このモデルは、対象地盤の解析対象範囲や土質区分の決定、さらに境界条件の選択等、沈下予測のためのモデル化のすべての側面を含むものでなくてはならない。

洗練化の対象は、軟弱な粘土層の厚さに対する地盤沈下量と軟弱粘土層上の盛り土の履歴(盛り土工程)に対する地盤沈下であり、洗練化の基本的な考え方は、通常計算される浅岡法により沈下予測値に対する沈下の実測値との誤差の改善をするものである。

3.5 浅岡の沈下予測理論について

浅岡による沈下予測の理論は、一次元圧密モデルに基づく手法である。この方法は、逆解析的手法であり、現場において少ない観測データで沈下を正確に予測することが出来、時間が進むに従って沈下予測計算を繰り返すことにより今回のモデルに適用することが出来る。

浅岡の方法は、線形弾性圧密理論に基づいており、線形予測の基礎方程式は、差分形式で以下のようにまとめられている。すなわち係数 α_s や β_s ($s=0, 1, 2, \dots$)を定数とする。また、観測時間を i, j とする。沈下量の予測値は、 ρ_i, ρ_j であり、時刻 r までのデータによる予測沈下式は下記のように計算される [浅岡93]。

- (1) 荷重が時間に比例して漸増するとき

$$\rho_i = \alpha_0 t + \sum \alpha_s \rho_{i-s} + (1 - \sum \alpha_s) \rho_{i-1}$$

- (2) 荷重が一定の時

$$\rho_i = \beta_0 t + \sum \beta_s \rho_{i-s}$$

が得られている。

3.6 モデル式の設定

ある沈下現象に対する沈下最終観測データ集合を $\{z\}$ とする。この観測データは、地盤タイプ、载荷タイプのそれぞれただ一つの説明変数 a, b について観測され、今 z を a, b の多項式としてモデル化しようとしている。この多項式の次数はまだ決定しておらず、より高次元の複雑なモデルを選択することができるが、実際2次の項は、最終沈下量との比較で、微少値であり、2次以上の項を省略すると、以下の式となる。このモデルは、地盤タイプ a_i 、盛り土タイプ b_i とし、浅岡による予測沈下量を ρ' とすると各段階毎の最終沈下量の修正沈下量は、

$$\begin{aligned} \rho &= \rho' + \sum a_i x_i + \sum b_i x_i \\ &= \rho' + f_{ab} \end{aligned}$$

となり、これを沈下予測計算に従って各段階毎に繰り返す。

事例集合の分割対象集合 G_i と常に誤差量の改善が必要であり、 s は実測値、 k は改善率、 ρ' は浅岡法による沈下予測値とすると誤差量の改善式を D とすると D は、

$$\begin{aligned} D &= (1-k) * (\rho' - s) \\ &\text{となり、} \end{aligned}$$

望ましい分割 π^* を実行するために、局所的誤差量の D の最小化について考える必要がある。

今回の実験では、局所的誤差量の最小化の方法として、

- (1) パラメータ数が少ないとき有利とされる、シンプレックス法(LP)をもちいた方法。

- (2) 重回帰分析を利用する方法

の二つを採用した。

浅岡法の沈下予測の洗練化のためのアルゴリズムは以下の用に定式化される。

- (1) 分割サーチにより仮分割 $\pi_{ii} (\in G_i)$ を行う。
- (2) 浅岡(π_{ii})法が適用され、それぞれの D を計算する。
- (3) 各 G_i ごとに局所的誤差量の最小化に対してに対して $a_i b_i$ を計算する。
- (4) f_{ab} の計算を行う。
- (5) 分割基準に基づいて事例集合の分割を行う。
- (6) 属性マップに写像する。
これを繰り返す。

3.7 分類された地盤タイプの設定

各段階毎に学習によって分類された事例は、平面図にもとの位置に落とせば、地盤タイプと载荷タイプが書き込まれた属性マップとなる。分類された事例集合を属性マップ(平面図)に写像することによって有用性を確認してから、特定エリアを選択し、このパラメータ値の平均値を持って地盤タイプ値とすることが出来る。

4. 実験と考察

4.1 東京国際空港の事例 羽田地区の代表的な地盤構成

- ①地盤構成
BC層:東京湾周辺の建設現場から発生した土砂層
Ac1層:東京湾内で浚渫されたヘドロ層
As1層:沖積砂層
Ac2層:自然に堆積した沖積粘土層
- ②ある観測地点の土層の性状は、時間、沈下量、
載荷パターン、他の土層との相互関係により変化
していると考えられる。
- ③各観測点の位置における各層の厚さをインデ
ックスとする。

4.2 地表の高さ

- ①羽田地区において、Ac層で地盤改良後埋め立て
が行われた。地表面高さの経年変化の記録に基づ
いて分類し地域割を行い、それぞれについて時間
と埋め立て高さの関係をモデル化する事ができ
る。この盛り土高さを載荷パターンとした。
- ②載荷パターンが土の圧密に大きく関わって
くる。(土の圧密理論)しかし、羽田のような地盤構
成では、正確に計算する事は不可能とされてい
る。
- ③各観測点の位置における載荷パターンをイン
デックスとする。

4.3 沈下量

- ①沈下量の測定は、昭和61, 1, 1から昭和63, 1, 1ま
での2年間であり、1ヶ月毎の観測データをインデ
ックスとした。沈下量を予測する事は重要な問題
である。沈下量のスピードは、時間毎で変化して
いるしていると考えられる。
- ②羽田地区を50mメッシュで分割しその交点にお
ける沈下量を測定する。

4.4 機械学習ツール

実験に用いたシステムは、Excel/VisualBasic上
で実現している。Excelは、多変量解析、図化機能
等の強力なオブジェクトを持っている。

5. 結果と考察

(1) 制約条件の設定

制約条件の改善率を変更した実験をおこなっ
た。

実験結果を表-1に示す。

表-1 改善率に対する改善数の変化

改善率	10%	20%	30%	40%	50%
改善数	43/43	34/43	30/43	18/43	14/43

改善率が上がるに従って改善数は減少する。
改善率の増加は、ドメイン分割を停止させる。

(2) LPによる方法

LPによる方法では、浅岡の洗練化モデル式
に対して、

$$\text{制限式 } f_{\text{as}} < D$$

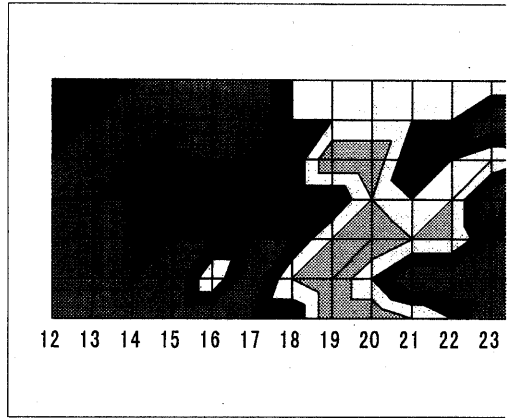
— f_{as} の平均値を F_{as} とし、 D の平均値を \bar{D}
とすると

目的関数は、 $\min(\bar{D} - F_{\text{as}})$ となる。

ただし、こんかの実験では、予測値は実測
値より小さくなる事が知られており本研究で

はこれを仮定している。実データをみるとこの
仮定とあわない観測点もみられるがこの割合は
1%未満であったので、本実験では、このデ
ータを無視してモデル化を行った。

分類図の作成実験では、予測値と誤差量の改善
度0.6未満の100事例を選んで実験を行った。盛り
土工程を4つに区分してその時点における盛り土
高さをパラメータとしてパターン化を行った。ま
た、土質データでは、Ac1層はすでに圧密が完了し
たされており、今回の実験では、Ac2層に注目し
て、Ac2層の厚さと、Ac2層の地表からの深さをパ
ラメータとして、土質のパターン化を行った。



凡例:



改善度0.6 改善度0.4 改善度0.2

図-1 LPによる画像図

実験の結果を対象領域に落とすと図-1を作成
することができる。また、実験によって作成され
た決定木を図-2に示す。

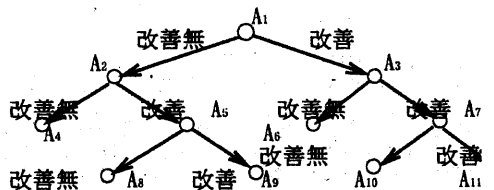


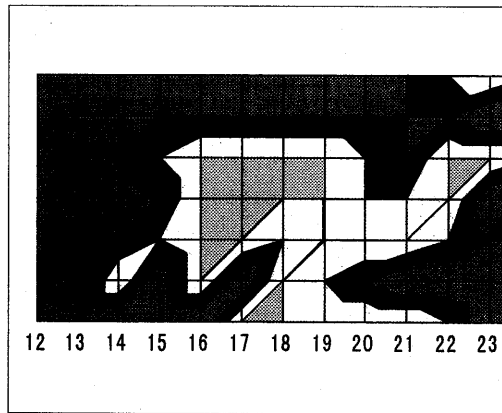
図-2 LPによる決定木

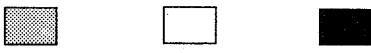
この決定木により、土の履歴を推定する事が
出来る。すなわち、各ノードでは、地盤パター
ンを示し、この決定木から沈下予測に必要な地
盤パターンの履歴が推定される。A1は、Bsは、
4m以下、Ac1は、9m以下、Ac2層は、15m以下と
なる。A5は、Bsは3m以下、Ac1は7m以下、Asは、
8m以下、Ac2層では、10m以下となる。たとえ
ば、これは、盛り土工程において新しい地盤パ
ターの生成を意味している。また、土質学による分
類[世良93]に対しても十分にクリアしており、
ここで仮定したような簡単なモデル地盤では、実
際の沈下挙動に対して改善率のエリアを多少過
大に評価しているもの、本解析手法は、工学的
に十分な沈下予測精度の改善をする事が出来る。
以上のことから今回のケースでは、実地盤の実測
値にたいする洗練化された沈下予測モデルは、実用

性において評価できる。実験で得られた決定木では、分割の最適計算をLPによって計算されている。また、この決定木では、深くなるに従って、改善率が10%ずつ向上している。

図-1は、決定木のノードA₉の属性マップへの写像図を示す。

この属性マップは、実際の観測エリアである。属性マップから特定された範囲は、 $x=2,250 \sim x=2,275$ 、 $y=16 \sim 17$ である。このエリアの载荷パターンは、埋め立て時期によるグループ分けで3つのブロック地区になる。この地区の最終盛り土高さは、+5.00mであり、盛り土行程を4つに区別しているので盛り土パターンは、+2.20m、+3.00m、+5.00mとなり、リバンドのないなだらかな盛り土行程ほど改善度は高い。またこのエリアにおける土質条件は、Bs層は2.00m、Ac1層は、3.00m、As層は、5.00m、Ac2層は、7.00mであり、この地点で圧密沈下に大きく影響され、しかも不確実な土層部は、Ac2層であるからAc2層は、厚さは10m以下となるので、改善度0.6に対してこのエリアの代表パターンを設定する事が出来た。



凡例：

 改善度0.6 改善度0.4 改善度0.2
 図-3 重回帰分析による写像図

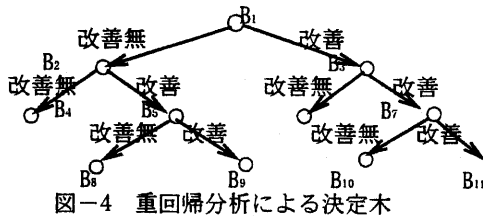


図-4 重回帰分析による決定木

(3) 重回帰による方法

つぎに、圧密沈下予測モデルを線形であり、この仮定に基づいて、重回帰分析を利用した実験を行った。この場合の目的関数は、 $\min \sum (D_{fab})^2$

図-3は、写像図であり、図-4は、この方法

によって作成された決定木である。写像図は、シンプレックス法によって作成された決定木のA₉の位置に相当する。ノードにおける属性マップを示す。LP法と比較すれば重回帰分析を行った写像図は、同型と見ることが出来る。分割サッチでは、重回帰の方法を大きくし、決定木の収束性を早めた。この図から特定された範囲は、 $Y=16 \sim 19$ 、 $X=2150 \sim 2175$ である。このエリアの盛り土工程区分は、LP法の実験結果と同じように、3つのブロックに含まれ、盛り土パターンは、+2.20m、+3.00m、+5.00mとなる。土層タイプでは、不確実層であるAc2層は、 $Y=19$ から $Y=16$ にしたがって、薄くなってきている。経験的には、沈下予測の誤差の小さな範囲に広がっている。従って、重回帰を用いた方法についてもこのエリアの代表パターンを地盤タイプとすることが出来る。シンプレックス法は、特定エリアが狭く、沈下量の改善可能範囲を過大に評価見積もる傾向がある。今回実験された二つの方法では、洗練化モデルを適用することによって、実測値とよく対応するエリアを特定することが出来た。

浅岡の予測沈下式が実測値を忠実に予測出来ない要因は、Bc層は表層の薄い東京湾の周辺の建設現場から発生した土砂層、その下位のAc1層が東京湾周辺で浸漬されたヘドロ層は、これら圧密速度のばらつきが要因と考えられるが、この生成された決定木は盛り土中にほとんど沈下が終了するので、これをよく説明している。また、Ac1層はRC層とAc1の沖積砂層には含まれていない不均質で、洗練かモデルの効果は期待できない。しかし、深さが10mから15m間に分布するAc2層などは、この決定木により特定されたエリアを示し、洗練化モデルの効果十分に認められる。

6. 関連研究

モデル式の洗練化を成功させるには、地盤解析の基本的な沈下理論式が分類学習に対応出来るようなモデルであることが前提となっている。従って、機械学習の視点から見た場合においても、この前提の重要性を再確認しておく必要がある。

機械学習における今回の実験は、統計的なデータ分類手法の関連が極めて深いものがあり、本手法の有用性についても、客観的に厳密な議論をするためには、他の統計的手法、ニューラルネットワーク、などの標準的な手法との同じデータを使つての比較が必要であるが、これまでに述べてきたように、本手法の特徴は、分割の境界条件を確定しなればならず今回の問題のように時間軸が入り込むような複雑な環境では、実験計画をたてる事が極めて困難である。これについては、今後の課題としたい。

ID3の事例からの学習では、分類対象とそれが分類されるべきクラスの組である事例から、どのクラスに分類対象を分類すべきかを決定する基準を獲得することが必要であるが、事例を最適に分類するための分類決定が必要である。

Smyth [Smyth95] は、事例ベース推論である事例の忘却がシステムの性能に致命的な影響を与えることを指摘している。彼らは、事例がカバーする問題空間とその事例が他の事例で解決可能であるかなどを考慮して事例を四つのカテ

ゴリーに分類し、補助的な事例から順に忘却する方法を提案している〔渡辺97〕。しかし、CBR推論〔Kolodner95〕を利用する場合には、基本的には沈下パターンが事例の中に内在していることを前提としているので、環境の変化を境界条件に適合して今回の問題のような場合には、より複雑なシステムになることが予想される。

KDD〔寺野97〕等の一般的なツールの使用も考えらるが、素直な手法の適応では、ごく当たり前の「知識」が「発見」できるか、もしくは、非常に複雑で理解しにくい「知識」しか得られない。また、利用者の意図を反映できるようなツールが必要であると指摘がある。そこで、我々は、洗練化モデルを通じて属性値を分類し、属性マップを通じて複雑な知識を見やすくした。

線形識別出来ない問題なので、識別能力の局所性を考慮した方法が必要であるが、われわれの対象としているドメインは時間軸に従って変化しており、分割サーチが必要であること、その情報を分割に必要な情報に写像できるようなモデル関数を必要とする。

本研究の基本的考え方は、ドメイン全体が不均一、不連続的であるために、ドメイン全体を仮の大きさの同一パターンに分割サーチをすることは意味がある。この分割によって時間軸の入った属性の変化を追跡することができる。

7. おわりに

現場において残留沈下予測の精度向上は、盤支持力の推定に劣らず重要である。われわれは、問題の多い、超軟弱地盤として知られる、羽田空港の地盤上に構築された港空港施設の2年間におよぶ沈下実測データに基づいて、圧密沈下式の洗練化を行った。不均一で不連続であり、時間軸を考慮に加える必要のあるドメインに対して、望ましい分割をするために前もって一様に仮分割をする手法とこれを時間軸にそって総合評価することのできるモデルを利用することによる機械学習を行った。事例分割する方法を提案し、このアルゴリズムを実装し、実際の問題領域における実験を通じて、提案した手法の有効性と実用性を示した。

また、土質工学の視点からは、地盤タイプ、載荷タイプが単純化されたデータが、この洗練化モデルによって、工学的に十分価値のある特定エリアを作成することによって、浅岡の沈下予測の方法、FEM解析の方法によって問題とされている各層の圧密の早さの変化、不均質で不連続な地盤に対して時間軸を考慮に加えた新しい地盤タイプモデルの構築の手がかりを得ることが出来ると考える。

尚、ここで今回の地盤解析に対して適切なアドバイスをしていただいた徳島大学地盤研究所の鈴木寿助教授に謝意を述べる。

参考文献

〔土田88〕土田考・小野憲司、数値シミュレーションによる不同沈下の予測とその空港舗装設計への適用、港研報告、運輸省第二港湾局、第27巻4号(1988)

〔中の堂95〕中の堂祐文他、東京国際空港沖合展開地区における不同沈下の予測と実際、超軟弱地盤に挑む、運輸省第二港湾局、pp49-56、

1995

〔齋藤97〕加藤利悦、平山隆治、齋藤耕一、東京国際空港新C滑走路舗装、舗装、建設図書、pp3-8、1997

〔渡辺97〕渡辺博芳、奥田健三、記憶量の制限による事例の忘却、人工知能学会誌Vol.12No.1、pp144-151、1997

〔Smyth95〕Smyth, B. and Keane, M. T., Remembering To Forget A Competence-Perserving Case Deletion Policy for Case-Based Reasoning Systems, Proc.14th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp377-382、1995

〔Kolodner95〕Kolodner, J. The Case Library: Representing and Indexing Cases, Case-Based Reasoning, Morgan-Kaufmann, pp141-282

〔Fisher96〕Fisher, D. H.: Iterative Optimization

and Simplification of Hierarchical Clusterings, Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 4, pp147-178、1996

〔神鷹・新田97〕神鷹敏弘、新田克己、クラス例からの学習、人工知能学会誌、Vol.12No.2、pp276-284、1997

〔吉田96〕吉田幸司、山村雅幸、小林重信、属性の識別能力の局所性を考慮した確率的決定木の構築、人工知能学会誌、Vol.11No.4、pp264-272、1996

〔浅岡93〕浅岡顕、野津光夫、観測的方法による圧密沈下の線形予測、土と基礎、Vol.41、pp5-10、1993

〔世良93〕世良至、殿垣内正人、川井田実、実測値に基づく軟弱地盤の沈下予測法の精度と適用性、土と基礎、Vol.41、pp11-16、1993

〔寺野97〕寺野隆雄、KDDツールの動向と課題、人工知能学会誌、Vol.12No.4、pp276-284、1997

〔Asaoka78〕Akira Asaoka, Observational Procedure of Settlement Prediction, SOILS

AND FOUNDATIONS, vol.18, No.4, Dec, pp87-101、1978