

豊橋技術科学大学 学生員 ○深堀 賢
 豊橋技術科学大学 正会員 河邑 眞
 豊橋技術科学大学 正会員 辻子裕二

1. はじめに 衛星リモートセンシングデータを用いて主題図を作成するためには、目的に応じたツールズデータや航空写真等の記録を用いてトレーニングデータを作成する必要がある。しかし、政治的・経済的な理由や地理的条件等によりこれらの整備が困難な場合も少なくない。また、観測条件が整っていても、対象時刻全てに対して完全なトレーニングデータを作成することは困難である。このようなケースに対処するために、本研究では衛星データの撮影時刻とツールズデータの作成時刻に差が存在する場合に対して、矛盾の少ない主題図を作成する方法について検討する。この方法論として、時系列および平面的な因果律を考える。因果律を与える手段として、マルコフ過程(連鎖)を取り入れる。検討する検出器は、筆者らがこれまでの研究において非線形分離および分布形に依存しないという特徴から、精度の高いデータ対に対して最も精度の高い出力を与えるニューラルネットワークとする。解析対象は、データの整備状況を考慮し愛知県名古屋市とした。対象地域には、約10mの解像度で、1982年、1987年および1993年に細密数値情報土地利用データ(それぞれ、TDT-111, TDT-112およびTDT-113)が作成されている。この中から、衛星データとして用いるLANDSAT TMデータの撮影時刻に合わせて、1987年を基準時刻とし、これらのデータ対より作成される情報を用いて、1991年および1995年のTMデータから土地被覆分類画像を作成する場合の精度評価を行った。

2. 時系列での因果律の算定 マルコフ過程は、「状態空間」と「パラメータ空間」を事前に決定することで、変化パターンの一意的なモデル化が可能となる。ここでは、「状態空間」として土地被覆クラスを、「パラメータ空間」として時間軸を取り上げる。基準時刻からの変化パターンが定常であるならば、土地被覆(利用)予測に関する確率過程モデルが次式によって表現される。

$$L(0) = \begin{bmatrix} l_1(0) \\ \vdots \\ l_n(0) \end{bmatrix} \cdots (1) \quad P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ p_{n1} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix} \cdots (2) \quad L(t) = \begin{bmatrix} l_1(t) \\ \vdots \\ l_n(t) \end{bmatrix} \cdots (3) \quad L(t) = PL(t-1) = \cdots = P^t L(0) \cdots (4)$$

ここに、 $L(0)$ および $L(t)$ は、それぞれ基準時刻および時刻 t における土地被覆の状態(確率)、 P は推移確率行列である。しかし、上式は変化のトレンドだけを表現するため、変化が生じる構造を内包することができない。ここでは、開発域と未開発域の大まかなカテゴリーを考え、都市が成長するときには、未開発域から開発域への変化が卓越する、すなわち、その可逆性をほぼ認めないものと考え、式(5)を推移確率に加える。ここに、 UU は未開発域から未開発域、 DD は開発域から開発域、 UD は未開発域から開発域、 DU は開発域から未開発域への変化する速度を示す。ここで、先述の理由により、 DU および DD は0であるとし、 UU の減少分が UD の増加分となるように推移確率を変動させる。ここで、 UD の増加分を規定する関係は都市に依存した関係となるので、過去の推移をベースに成長経路を判断する。図-1は愛知県全域、名古屋市および豊橋市の開発域(地目:宅地)の全域に占める割合を示したものである。このような短い期間内ではほぼ線形の成長と考えることができる。よって、 $DU=UD=0.01$ とした。対象領域全域から、均質に推移確率 P の要素を抽出すれば、同一画素における同一カテゴリーの存在確率の変動は、ほぼ期待できないが、この非定常項を組み込むことにより、現実に即したものとなる。図-2は、TDT-111とTDT-112との関係から得られた推移確率に基づき、時刻 t の状態確率 $(\prod_{i=0}^{t-1} p(i+1) \cdot p(i))$ を示したものである。

$$\Delta P(t) = \begin{bmatrix} UU & UD \\ DU & DD \end{bmatrix} \cdots (5)$$

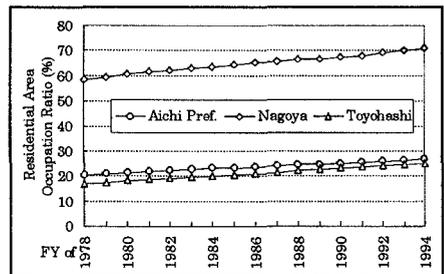


図-1 宅地の占有率の経年変化(土地利用台帳より)

Key Words : リモートセンシング, マルコフ過程, ニューラルネットワーク, 土地被覆分類, トレーニングデータ
 〒441 愛知県豊橋市天伯町字雲雀ヶ丘 1-1 TEL:0532-47-0111(7107) FAX:0532-44-6831

3. 平面的な因果律の算定 時系列での因果律から、基準時刻からの時間差によるトレーニングデータの 카테고리ごとの重みを変化させることは可能となった。しかし、解析対象とする画像のどの地点が問題となるのかの判断が困難であることには変わらない。そこで、1次元のマルコフ連鎖を2次元に拡張し、周辺画素の着目画素(中心画素)に対する因果律を推移確率により定める。2次元の情報系列にマルコフ過程を適用するには、1次元の処理における時刻 t と時刻 $t+\Delta t$ の関係をラスタ走査によって与えられる順序と考え、走査順にしたがった因果律を与えるようにする²⁾。そこで、図-3に示すように、事前事象を近隣画素(8画素)と更にその近隣画素との差、事後事象を着目画素とその近隣画素との差とし、それぞれについて次元(バンド)数だけ平方根平均二乗誤差(RMSE)を計算し、閾値を設定して離散化する。対象地域におけるこの状態確率は図-4のように示される。

4. ケーススタディー 基準時刻(1987年)のデータ対から1991年および1993年の分類を、以下に示す6ケースを設定して行った。カテゴリーは、1:水域, 2:森林等緑被域, 3:田畑, 4:住宅域, 5:商工業地域等高密度開発域を設定した。

- CASE1: 基準時刻におけるトレーニングデータを全時刻の TM データに適用する(合計パターン: 1000)。
- CASE2: 基準時刻におけるトレーニングデータを TM データの特徴空間上の距離からグループ分けを行い、同一グループと判断できないトレーニングデータを洗練・淘汰させ、全時刻の TM データに適用する(合計パターン: 577)。
- CASE3: 各時刻におけるトレーニングデータを TM データの特徴空間上の距離からグループ分けを行い、同一グループと判断できないトレーニングデータを洗練・淘汰させ、各時刻の TM データに適用する(パターン: 577(1987年), 522(1991年), 618(1995年))。
- CASE4: 時系列での因果律(推移確率)から、各時刻のトレーニングデータの重み(状態確率)を求め、各時刻の TM データに適用する(合計パターン: 1000)。
- CASE5: 平面的な因果律(推移確率)から、各画素のトレーニングデータの重み(状態確率)を求め、各時刻の TM データに適用する(合計パターン: 1000)。
- CASE6: CASE4 と CASE5 を併用する(合計パターン: 1000)。

図-5は、解析結果の安定性を検討するために、カテゴリーごとの画素数の構成比に関する処理時刻間の標準偏差を計算し、カテゴリー分だけ合算したものである。図-6は、植生域の画素数の構成比の時間的変動を示したものである。これらより CASE6 の有用性が確認できる。

5. まとめと展望 推移確率を考え、トレーニングデータの信頼性を与えることにより安定した結果を与える方法について提示することができた。ここで作成した推移確率は、処理された結果画像について、因果律を満足しないものについて、処理結果の信頼度を与えるポストプロセッサにも活用することができる。しかし、推移確率の変動形態は、対象とする地域の特性、とくに対象領域に対する開発可能領域の比に応じて異なることが予測されることから、今後、これらに関するパラメータの設定が必要となる。

<参考文献>
 1)天野光三：計量都市計画，丸善出版，1982。
 2)J. W. Woods：Two-dimensional discrete Markovian fields, IEEE Trans. Information Theory, Vol.IT-18, No.2, pp.232-240, 1972。

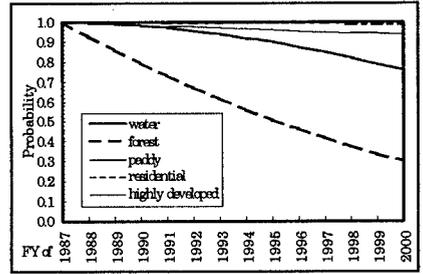


図-2 時系列でのマルコフ過程を用いた状態確率の時間的変動

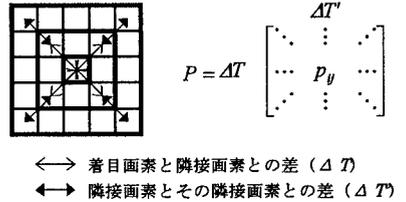


図-3 平面的なマルコフ過程の推定方法

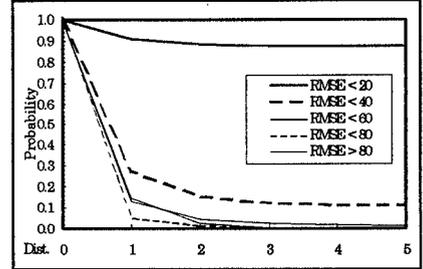


図-4 平面的なマルコフ過程に基づく状態確率の距離的変動

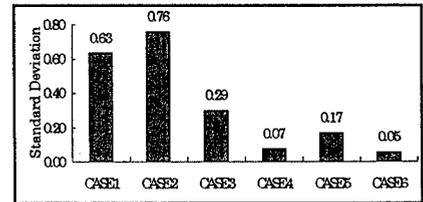


図-5 解析結果におけるカテゴリーごとの画素数の構成比の標準偏差

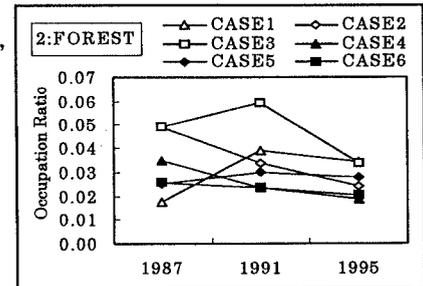


図-6 解析結果の一例(森林面積占有率)