

緑地が都市内熱環境に及ぼす影響(2):

誌名	農業氣象
ISSN	00218588
巻/号	431
掲載ページ	p. 31-36
発行年月	1987年6月

農林水産省 農林水産技術会議事務局筑波産学連携支援センター
Tsukuba Business-Academia Cooperation Support Center, Agriculture, Forestry and Fisheries Research Council
Secretariat



緑地が都市内熱環境に及ぼす影響

(2) リモートセンシングによる緑地の抽出と 表面温度の解析

本條 毅・高倉 直

(東京大学農学部)

Thermal Effect of Greenspace in Urban Area
(2) Classification of Greenspaces and Analysis of
Surface Temperature Using Remote Sensing Data

Tsuyoshi HONJO and Tadashi TAKAKURA

(Faculty of Agriculture, University of Tokyo)
(1-1-1 Yayoi, Bunkyo-ku, Tokyo 113, Japan)

1. はじめに

都市における緑地の熱的な影響を解析するためには、広域にわたる温度の観測データが得られることが望ましい。このようなデータは、航空機や人工衛星から熱赤外波長のリモートセンシングにより得るのが、現状では唯一の手段であろう。航空機により得られるデータは、不定期であり費用も高価である。従来の気象衛星等からの熱赤外データでは、日本の都市環境の解析に使用するにはメッシュが粗いという難点があったが、1984年に打ち上げられたランドサット5号により、高解像度の熱赤外映像が入手できるようになった。

ランドサット5号のTM (Thematic Mapper) センサーは、Fig. 1に示すようなバンドおよび性能を持ち、従来のMSS (Multispectral Scanner) センサーと比較し、解像度が向上し、新たに熱赤外バンドが加わった (Salomonson et al., 1980)。この特徴を生かし、ランドサットデータは、土屋(1985)のように中小都市の

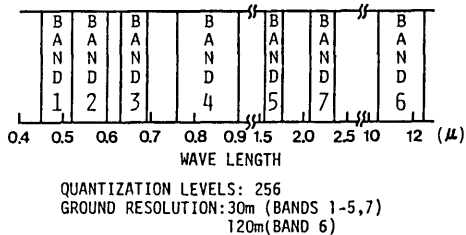


Fig. 1. Radiometric characteristics of Landsat Thematic Mapper.

熱環境の解析にも応用されている。本條・高倉(1986a)は東京都中心部を解析地域とし、緑地分布と表面温度分布を重ね合わせて、夏季の緑地の温度が周囲より著しく低いことや、さまざまな緑地を比較したとき、緑地規模が大きく、樹木が多い緑地ほど温度低下の程度が大きいこと等を示した。しかし、緑地かどうかの判定をレベルスライス法で各ピクセル毎に行っていたため、スケールが少なくとも数十m四方なければ、緑地と分類されにくいという問題があり、街路樹、児童公園、寺社等の1ピクセル以下の小規模緑地は、解析の対象になし得なかった。小規模緑地も都市内には多数存在しており、これらの緑地の温度の低下や周囲の環境への影響も重要であると考えられる。

小規模緑地についても温度低下の程度を評価するためには、まず混在ピクセル (複数の土地利用形態を含むピクセル) 内にどの程度の割合で緑地が含まれるかを推定する必要があるが、これは、従来の分類法では困難とされていた。そこで本研究では、McBratney and Moore (1985)が、気候区分の分類に用いたファジー (あいまい) クラスタリングの分類手法を応用し、ランドサットTMデータを使用して、混在ピクセル内の緑地の割合の推定を先ず行った。ファジークラスタリングは、ファジー理論を分類問題に応用したものであり、連続的に変化する変数の分類に適している。本條・高倉(1986b)は、ファジークラスタリングの分類手法を応用し、混在ピクセル内の土地利用比率の推定が可能であることを示唆した。この手法により緑地がどの程度正確に抽出できるかを、グラントルスとの比較によって検討した。

次に、ファジークラスタリングにより求めた小規模緑

地を含む緑地分布と、バンド6より求められる表面温度の分布とを比較し、緑地による温度低下の程度などについても考察を加えた。

2. 方 法

2.1 混在ピクセル内の土地利用比率

リモートセンシングデータを使用しての土地利用分類では、教師あり分類では最尤法、教師なし分類ではクラスター分析等が代表的な手法である。これらの分類法では、各ピクセルの属すクラス(土地利用形態)を明確にすることに主眼があるため、各ピクセルは、必ず一つのクラスに分類され、他のクラスには属さないという排他的集合の概念により分類を行っている。そのため、混在ピクセルを分類した場合、何等かのクラスに一応分類されるが、そのピクセルの最大の構成要素をなすクラスに分類されるとは限らず正しい分類とは言いがたい。

混在ピクセル内の、土地利用の割合を推定する試みとしては、稲村ら(1984)のカテゴリー分解があるが、この方法は教師あり分類であり、各クラスの反射スペクトル特性のグランドトルスを必要とする。グランドトルスを使用する場合、例えば、同じ緑地でも、郊外の緑地と都市内の緑地では、同じスペクトル特性を示すとは限らず、その代表性が問題となる。グランドトルスの代表性が良くない時は、大きな誤差の原因となる(藤村・伊藤, 1985)。また都市の構成要素は、農地等に比べて小面積のものが多くグランドトルスを得ることが難しい。

ファジークラスタリングは教師なし分類なので、各クラスについてのグランドトルスを必ずしも必要としない。Fig. 2は、仮想的な2バンドから成るデータを3つのクラスに分類した例で、従来の分類法とファジークラスタリングによる分類の違いを説明したものである。ファジークラスタリングでは、図中のA点は、コンクリートを表すクラスに0.4、植生を表すクラスに0.4、水面を表すクラスに0.2の割合で所属するというように表現される。この各クラスに所属する割合をメンバーシップと言うが、これは、あるピクセルにおける各土地利用形態の

面積比率に似た概念と言えるであろう。したがって、緑地を表すクラスのメンバーシップは、混在ピクセル内の緑地の割合を表す指標となる。本研究では、1ピクセル内の緑地の比率を緑被率と定義し、緑地を表すメンバーシップで、緑被率を表すことにした。

2.2 ファジーC-MEANS法

ファジークラスタリングの手法については、大隅(1979)等により概説されている。今回用いた手法は、その内のBezdek(1974)によるファジーC-MEANS法であり、詳細については、Kandel(1982)等に解説がある。以下には、その概要のみを述べる。

p 個のバンドから成るピクセルが n 個あるとき、これを g 個のクラスに分類することを考える。 j 番目のピクセルでのデータベクトル \mathbf{X}_j は、

$$\mathbf{X}_j = (x_{j1}, \dots, x_{jp}), \quad j=1, \dots, n$$

で表される。 $x_{j\alpha}$ ($\alpha=1, \dots, p$)は、バンド α のカウント値である。

各ピクセルが、各クラスに所属する割合は、次のメンバーシップ行列 \mathbf{U} で表される。

$$\mathbf{U} = \{u_{ij} \mid u_{ij} \in [0, 1], u_{ij} \geq 0, \sum_{i=1}^g u_{ij} = 1\},$$

$$i=1, \dots, g, \quad j=1, \dots, n$$

u_{ij} は、 j 番目のピクセルが、クラス i に属する割合である。 \mathbf{U} は、次の関数 J_m を最小化するように求める。

$$J_m = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^g (u_{ij})^m (d_{ij})^2 \quad (1)$$

$$d_{ij}^2 = (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i)^t \mathbf{M} (\mathbf{X}_j - \mathbf{V}_i) \quad (2)$$

ただし、 d_{ij} は、各クラスの平均ベクトル \mathbf{V}_i と各データベクトル \mathbf{X}_j の間の距離であり、 \mathbf{M} は各バンドの分散の値をその対角成分にもつ対角行列である。 t は、転置行列を表す。 m は、分類のあいまいさを表す指数であり、1~3の値を用いることが多い。本研究では、本條・高倉(1986b)等の結果を参考にして、 $m=2$ で計算を行った。

\mathbf{X}_j が与えられたとき、 J_m を最小にするような \mathbf{U} と \mathbf{V}_i は、まず \mathbf{U} に初期値を与え、変化が無くなるまで(3)(4)式に互いに代入を繰返す、ファジーISODATAアルゴリズムにより、求めることができる(Kandel, 1982)。

$$\mathbf{V}_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m \mathbf{X}_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad (3)$$

$$u_{ij} = 1 / \left[\sum_{k=1}^g (d_{ij} / d_{kj})^{2/(m-1)} \right] \quad (4)$$

クラス数 g は、分類対象のクラス数を用いるのが望ましいが、 g が未知であるときには、評価関数を用いて決定することが多い。Roubens(1982)は、様々な評価関数を比較して、二つの評価関数が有効であるとした。本研

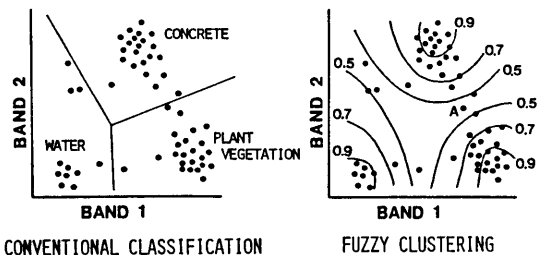


Fig. 2. Conventional classification and fuzzy clustering.

究でも同様の評価関数を使用して最適な分類クラス数を決定した。

2.3 使用データ

解析には、1985年8月3日午前9時30分頃に関東地方(パス107 107 35)を撮影したランドサットTMデータを使用した。この日の午前9時の東京(気象庁)の気温は29.9度、湿度は72%で、天候は快晴であった。大気中に水蒸気の多く含まれる夏季にしては、良質な画像が得られている。

このデータの中から、32×32ピクセル(約1キロ四方)の地域を東京都港区内から数カ所選んで切り出し、解析に使用した。各地域とも、ほぼ同じ結果を示したので、Fig.3に示すような地域についての結果について述べる。この地域内には、青山霊園、乃木神社やその他小規模な緑地が散在している。

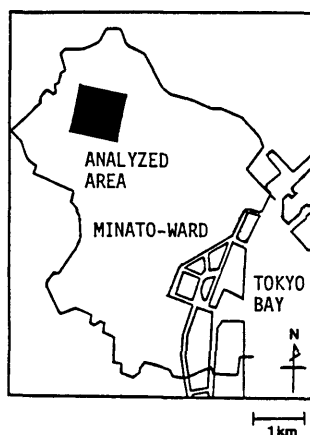


Fig. 3. Analyzed area in Minato-ward, Tokyo.

緑地の状態のランドトルスとしては、1985年に行われた第3次「港区みどりの実態調査」(1986)の結果の一つである、港区の緑の分布図を用いた。この分布図は、高度790mより撮影した1/5000の航空写真をもとに作成されたもので、25m²以上の樹木地、草地、水面部、裸地が記入されている。これらの区分のうち今回の解析では、緑地の定義を狭義に樹木地のみとした。航空写真の撮影月日は1985年7月29日および10月2日であるので、今回使用したランドサットデータの撮影日も近く、両者の緑地分布に大きな差は無いものと考えられる。この緑地分布図を、イメージスキャナを用いてマイクロコンピュータにデジタルデータとして取り込み、ランドサットと同じスケールのメッシュをかけて各ピクセルの緑被率の計算を行った。

分類に際しては、同じフォーカルプレーン上にあるバンド1から4のデータを使用した。緑地は、これらのバンドの波長域で抽出が可能であること、および、同じフ

ォーカルプレーン上のバンド間では、位置のズレが小さく分類精度が向上する(Wrigley et al., 1985)ことが、これらのバンドを使用した理由である。表面温度は、バンド6のデータを用い算出した輝度温度の値をそのまま使用した。以上より、前項での、バンド数 p 、ピクセル数 n の具体的数値は、 $p=4$ 、 $n=1024$ となる。またクラス数 g は2~6の範囲で計算した。

2.4 位置補正および誤差について

ランドサットの撮影した画像には、衛星の傾き等の影響により幾何的歪みが生じるため、幾何補正、平滑化処理を含むリサンプリングを施したデータを使用することが多いが、これらの処理により原画像の情報の一部は失われてしまう。今回は、1ピクセル内の緑被率という微妙な問題を扱っているため、できるだけ原画像の情報を失わないよう未補正のデータを使用した。位置補正は、解析地域を含む256×256ピクセルの画像上で6ヶ所のGCP(地上基準点)をとり、最小自乗法によりアフィン変換による変換式を求め行った。

位置補正を施した後も0.5ピクセル以下に相当する位置のズレは存在する可能性があり、地図制作時の誤差、座標の読み取り誤差も無視できない(Borgeson et al., 1985)。これらの誤差要因のため、ランドサットデータの分類結果の評価の基準となるランドトルスデータは、次に述べるような方法で、マッチングの最も良いものを選び出して使用した。

まず、解析地域を含むやや広い範囲の緑地分布図の地域を切り出す。これに、ランドサットと同じスケールのメッシュをかけ、各ピクセル内の緑被率を計算したデータを作成する。メッシュのかけかたは、元のデータ、縦方向、横方向、縦横方向に各々0.5ピクセル分ずらしたものの等合計4通りとした。次に、4つのデータそれぞれについて、ファジークラスタリングで求めた緑地分布との間で以下のような2次元相互相関をとる。

$$R(u, v) = \sum_{x=1}^{32} \sum_{y=1}^{32} D(x, y) \cdot G(x+u, y+v)$$

R : 二次元相互相関関数

D : ファジークラスタリング結果の緑被率分布

G : 緑被率分布のランドトルス

x, y : 位置座標(ピクセル単位)

u, v の範囲は、それぞれ[-5, 5]とした。ファジークラスタリング結果とランドトルスが、最もマッチングが良い (u, v) において、相互相関関数 $R(u, v)$ は最大値をとる。 R の分布は4通りあるので各分布で最大値も4つだが、その内の最大値をとる場合に D と重なり合う G 内の32×32ピクセルをランドトルスデータとして、以下の解析に使用した。

2.5 解析システム

以上のような計算処理を行うため、大型計算機とマイクロコンピュータのそれぞれの長所を生かし、Fig.4のような解析システムを開発した。磁気テープや大容量のメモリを使用する処理、計算量の多い処理は、東大大型計算機センター(HITAC M682H)を使用し、画像の入出力、グラフィックスを多用する処理は、マイクロコンピュータ(NEC PC9800)を使用した。両者は、高速通信回線(9600 ボー)で結ばれ、データの交換が迅速に行える。

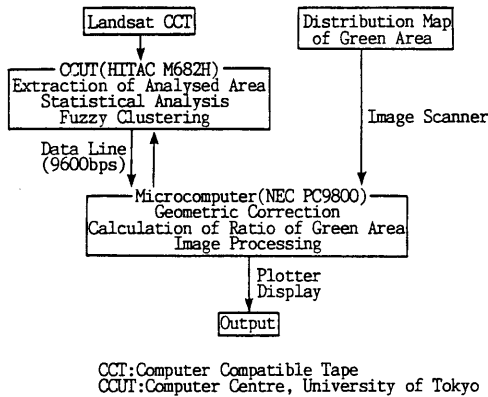


Fig. 4. Schematic of analyzing system.

3. 結果および考察

3.1 緑地抽出の精度

解析地域の緑地分布のグランドトルスをFig.5(a)に示す。Fig.5(a)は、解析地域を縦横にそれぞれ32等分するメッシュをかけ、各メッシュ内の緑被率を計算して、三次元的に示したものである。この分布が、TMデータにファジークラスタリングを適用したとき、どの程度の精度で緑地の抽出が行えるかの評価の基準となる。

Fig.5(a)に対応するファジークラスタリングによる分類結果が、Fig.5(b)である。これは、クラス数を4として分類したときの、緑地と見なされるクラスのメンバーシップの分布を示したものである。各クラスのスペクトルパターンは、大きく分けて緑地と市街地の2種に分かれるが、評価関数では、クラス数が4の時が最適であったので、その結果によった。

(a)と(b)を見比べると、両者の凹凸のパターンが良く似通っているのが明らかである。緑地の位置は、かなり正確に抽出されており、緑被率の値の分布も似ている。解析地域内に、緑被率が1のピクセルは少なく、ほとんどが混在ピクセルだが、緑被率の比較的低い緑地についても、かなり良く抽出されている。

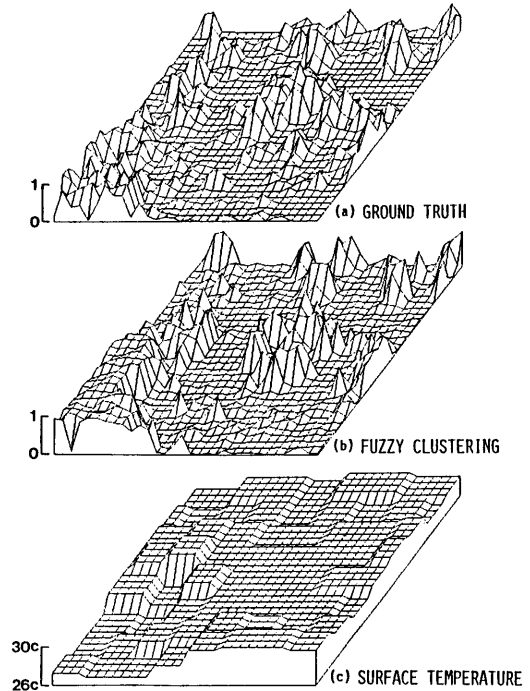


Fig. 5. Distribution of greenness and temperature. Greenness is the ratio of green spaces in a pixel. (a) Ground truth of greenness. (b) Membership of green spaces as the result of fuzzy clustering. (c) Surface temperature calculated from band 6.

青山霊園の部分は、緑地、非緑地がモザイク状に入り交じっているためFig.5(a)では凸凹しているが、(b)では比較的平坦である。これは、地上700kmのランドサットと地表間の大気による散乱、減衰の影響で画像が不鮮明になるのが原因であろう。

次に、各ピクセル毎に、グランドトルスと分類結果の間の緑被率の対応をみた。人間の目では、Fig.5(a)と(b)はよく一致して見えるが、上記のような誤差や位置補正等の誤差のため、ピクセル毎の緑被率は、必ずしも1対1に正確には対応していない。そこで、あるピクセルを中心とする、3×3のピクセルの値の平均値をそのピクセルの値とする平滑化処理を行った後に、両者の比較を行った。Fig.6は、平滑化処理後のグランドトルスと分類結果の対応関係を示したものである。全体的には両者はよく一致しているが、分類結果で緑被率を実際より大きく見積っている部分がある。これは、前述のように青山霊園内に点在している非緑地が、分類結果では緑地とみなされているためである。

混在ピクセル内の緑被率が、計算された例はこれまでは無いが、ファジークラスタリングにより、かなりの

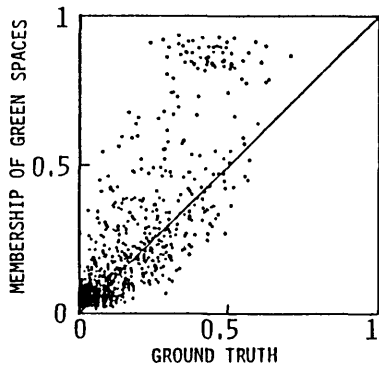


Fig. 6. Relation between ground truth of greenness and membership of green spaces.

精度で可能であるといえるだろう。したがって、緑地の分布も正確に把握できるであろう。

3.2 緑被率と表面温度

解析地域の温度分布を、Fig.5(c)に示す。ランドサットの熱赤外バンドの解像度は、他のバンドの4倍の粗さである。このパターンをFig.5(a), (b)の緑地分布と比較すると、概ね緑地が多く存在している部分と、低温域は一致しているように見える。ただし、各緑地により温度低下の度合は異なっている。

緑地分布と温度分布の解像度を揃えるため、(a), (b)については、4×4ピクセル毎に緑被率を平均し、その後、緑被率と表面温度の関係を見た。緑被率が同じ値でも、表面温度のばらつきが大きく、緑被率が大きいピクセルほど表面温度が低いという傾向は必ずしも見られなかった。表面温度の形成には、緑被率の外にも、各緑地の樹種、緑地以外の部分を被覆する材質等さまざまな要素の影響があると考えられる。このような要素についても、今後より一層の検討を重ねる必要がある。

4. おわりに

ランドサットTMデータを使用して、小規模緑地の抽出を行うためファジークラスタリングにより分類を行った。グラントルスとの比較により、緑地の抽出の精度を検討したが、混在ピクセル内の緑被率について良い精度で求められることが分かった。従来このようなピクセルの分類は困難とされており、誤分類、分類不能の原因であったのだが、ファジークラスタリングを適用することにより、精度の良い緑地の抽出が可能になった。これにより、表面温度と対照しての緑地の影響の評価も、より正確、詳細に行えるようになった。表面温度と緑被率の対応については、一概に緑被率が大きい程表面温度が低いとは言えなかった。

今回の、解析地域は32×32ピクセルと比較的狭い範囲であり、熱赤外バンドでは8×8ピクセルに過ぎないので、一般的傾向をみるには、より広範囲の地域についての解析が必要であろう。ファジークラスタリングでは、データ数が増えると分類に要する計算時間が飛躍的に増大するという欠点があるが、計算時間を短縮するアルゴリズムの開発(Cannon et al., 1986)や、ハードウェアの低価格化により、この欠点は補われつつある。

ファジー的な考え方は、データの精度があいまいな場合や、クラスが連続的に変化しクラス間の境界があいまいな場合に、分類の正確さの尺度としても使用できる。混在ピクセルの分類への応用ばかりでなく、様々な可能性が、今後考えられる。

引用文献

- Bezdek, J. C., 1974: Numerical taxonomy with fuzzy sets. *Journal of Mathematical Biology*, 1, 57-71.
- Borgeson, W. T., Batson, R. M. and Kieffer, H. H., 1985: Geometric accuracy of Landsat-4 and Landsat-5 thematic mapper images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51, 1893-1898.
- Cannon, R. L., Dave, J. V. and Bezdek, J. C., 1986: Efficient implementation of the fuzzy c-means clustering algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8, 248-255.
- 本條 毅・高倉 直, 1986 a : リモートセンシングによる都市内緑地の温度分布の解析, 造園雑誌, 49, No. 5, 299-304.
- 本條 毅・高倉 直, 1986 b : ファジークラスタリングのリモートセンシングへの応用, 第12回リモートセンシングシンポジウム資料, 41-44.
- 稲村 実・豊田弘道・藤村貞夫, 1984 : リモートセンシング画像のカテゴリ分解とその応用, 日本リモートセンシング学会第4回学術講演会論文集, 57-60.
- 藤村貞夫・伊藤直史, 1985 : 画素のカテゴリ分解における散乱反射特性の影響, 第11回リモートセンシングシンポジウム資料, 119-122.
- Kandel, A., 1982: *Fuzzy Techniques in Pattern Recognition*. John Wiley & Sons, pp. 356.
- 港区, 1986 : みどりの実態調査〈第三次〉, pp. 99.
- McBratney, A. B. and Moore, A. W., 1985: Application of fuzzy sets to climatic classification. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35, 165-185.
- 大隅 昇, 1979 : ファジィ・クラスタリング, 数理科学, No.191, 34-41.
- Roubens, M., 1982: Fuzzy clustering algorithms and their cluster validity. *European Journal of Operational Research*, 10, 294-301.

- Salomonson, V. V., Smith, P. L. and Park, A. B., 1980: An overview of progress in the design and implementation of Landsat-D systems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **GE-18**, 137–146.
- 土屋 巖, 1985: 中小都市の熱環境, 天気, **32**, 631–634.
- Wrigley, R. C., Hlavka, C. A., Card, D. H. and Buis, J. S., 1985: Evaluation of Thematic Mapper interband registration and noise characteristics. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **51**, 1417–1425.

Summary

Remote sensing is perhaps the most economical method for assessing the thermal effects of urban greenspaces. Since 1984 the thermal infrared band of Landsat TM sensor provides high resolution imagery data showing surface temperature distributions. In previous studies we showed Landsat TM data clearly exhibit characteristics of lower temperature in the urban greenspaces and investigated the intensity of temperature decrease in urban greenspaces by comparing the distribution of temperature with the distribution of greenspaces classified by using remote sensing data.

However as the scale of the urban components is usually smaller than the resolution of Landsat TM sensor (30m×30m), many pixels contain a mixture of cover classes. A pixel including multiple classes is called a mixel and it is very hard to classify mixels with conventional methods such as the maximum likelihood method or the cluster analysis. Therefore, the precision of the classification is restricted by the resolution of a pixel.

In the present study we introduce fuzzy clustering to examine the distribution of urban greenspaces more precisely. Fuzzy clustering is based on the theory of fuzzy sets which allows fuzzy boundary of sets. Using this method it is possible to calculate the ratio of greenspaces in a mixel (hereafter we call the ratio 'greenness'). The distribution of greenspaces as the result of fuzzy clustering is compared with the temperature distribution.

As a test area, a region of 32×32 pixels in Minato-ward, Tokyo is selected from Landsat TM data of Kanto district (pass 107-row 35, acquired on Aug. 3rd, 1985). The ground truth of the greenness is calculated from the vegetation map of Minato-ward digitized by an image scanner.

To evaluate the precision of fuzzy clustering we compared the ground truth of greenspaces shown in Fig. 5(a) with the result of fuzzy clustering shown in Fig. 5(b). These patterns visibly show good agreement but the greenness of a corresponding pixel is not exactly the same because of various types of errors. After the process of flattening to ease the errors, the relation between the ground truth and the result of fuzzy clustering is shown in Fig. 6. The agreement is satisfactory considering the various errors included in the original data and difficulty of the classification.

To show the relation between the ratio of greenspaces and surface temperature, the distribution of surface temperature obtained from band 6 is also shown in Fig. 5(c). It seems that low temperature area generally coincides with the high greenness area.