

# 「リモートセンシング画像の解析と コンピュータビジョン」

稲村 實

群馬大学工学部 電気電子工学科

〔概要〕 地球環境を画像観測する人工衛星によるリモートセンシングとその画像処理について現在の研究動向の一部を紹介する。ここでは、まず土地利用図作成に多用されて来た、そして現在も多用されている多重分光画像のカテゴリー分類手法の問題点を述べ、それに代わる新たな解析手法としてカテゴリー分解について述べる。これに関連して、カテゴリー分類の従来の性能評価手法も変更を必要とする事、カテゴリー分類手法のミクセルデータに対する頑健性評価の結果を紹介する。

次に、植生環境の評価方法の確立のために、地理情報とコンピュータグラフィックスの組み合わせによって地表面を合成し、これを計算機内の人工衛星が観測するシミュレーションを通して、現実の観測画像から現実の植生状態を評価する手法（計算リモートセンシング）について述べる。

## ” Analysis of the Remotely Sensed Imagery and Computer Vision ”

Minoru INAMURA

Faculty of Engineering, Gunma University

Abstract : The part of present research trend is introduced on remote sensing by artificial satellite which observes image of global environment and the image processing. First, the problem of the category classification technique of the multispectral images then, it uses at present and abundantly first of all land use mapping abundantly too is described, and the category decomposition is described as a new analysis method which replaces it. Concerning this, conventional performance evaluation technique of the category classification also introduces that it requires the change and result of robustness evaluation for the mixel data of the category classification technique.

Next, for the establishment of evaluation method of the vegetation environment, the ground level is synthesized by the combination of computer graphics with numerical geographic data, and actually measured spectral reflectance data. The technique which understands the observation image of the actuality through the simulation in which the virtual artificial satellite in the computer observes this is described.

## 1. はじめに

地球環境のリモートセンシングが本格的になって20年以上が経過している。この間、従来の可視・近赤外・多重分光画像のほか、合成開口レーダー (SAR) 画像、近年では多種のセンサーが搭載された ADEOS や降雨観測衛星 (TRMM) 画像など、各種の目的を持ったセンサーが打ち上げられ、それらの一部は早くも成果を出しているものもある。しかし、当初から衛星に搭載されたセンサーである MSS (Multi Spectral Scanner) や TM (Thematic Mapper) の画像データとなると、いまだにその役割を十分に果たしていないと判断せざるをえない。

MSS や TM 画像データの利用は、全体的な環境変化や土地利用の状況把握、さらには土地利用図自動作成と言う基礎的な利用方法があった。土地利用図の基本は土地被覆図の作成であり、この画像処理の基本は各画素のカテゴリー分類である。しかし、実はこの画像処理法は現在に至るまでうまく行っていない。その結果、宇宙開発事業団ではリモートセンシングの有用性を示すべく「リモートセンシング画像の実利用のための地方自治体パイロットプロジェクト」なるものも行ったが、いまだに行政サイドの要求を満たす情報を提供するまでにはなっていないと言っても良いであろう。小生は、この原因の本質は空間分解能の大きさにあり、かつ、その様に大きな画素の画像処理に関連して、ここではミクセルの処理とその分類結果の評価方法、従来の処理手法との比較、等について述べたい。

一方、我々の地球環境において、森林等の植生領域の重要性は言うまでもないが、これをリモートセンシング画像から評価する手法に植生評価指数 (VI: Vegetation Index) がある。しかし、この方法による植生評価の方法にも問題点が多い。ここでは、従来の VI による評価方法の問題を指摘すると共に、当研究室における「計算リモートセンシング」の方向を紹介する。これは森林評価のために地理情報と地上における分光計測データを計算機により合成し、いわばコンピュータグラフィックス、またはコンピュータビジョン的手法により地表面のシミュレーションを行い、これを計算機内の仮想的な人工衛星が観測するという、一種の観測系シミュレーションである。今後は、画像データの解析における多様な問題点の解明に、この様な手法を積極的に利用して行いたいと考えている。後半では、この手法による森林環境の合成例について紹介する。なお、この様な手法は本 CV 研究会と密接に関連するもので、今後、各位のご教示を仰ぎたいと思っております。

## 2. 画素のカテゴリー分類とカテゴリー分解

### 2. 1 分光特性による画素のカテゴリー分類と土地被覆図作成

各画素ごとの分光ベクトルデータを対象物の特徴量と考え、このパターンに手書き文字や数字等の認識のために既に開発されていたパターン認識の手法<sup>(1),(2)</sup>を適用する事により対象物の同定やカテゴリー分類処理を行う研究が早くから行われており、また現在も行っている。その手法は最尤法を始めとする教師つき分類手法であり、それらの分類能力が実際のリモートセンシングデータに対して体系的に検討された<sup>(3)</sup>。一方、処理速度の高速化では、分類のための演算を大半が大小判別のみで行う BDT (Binary Decision Tree) 分類法が提案され、高速処理が実現した<sup>(4)</sup>。以上、これらの研究によってリモートセンシング画像のカテゴリー分類を一画素単位の分光情報のみで行う場合の基礎作りは終わったと考えられた。

ところが、これら既成のパターン認識手法を導入・利用する上での前提となる「分類手法とリモートセンシングデータとの整合性」という重要な問題が残っていた<sup>(5)</sup>。すなわち、実際の地上の瞬時観測視野が、例えば Landsat TM では 30m × 30m であるが、この視野内が常に単一のカテゴリーで均一に覆われているという訳ではない。地域によっては、数種類のカテゴリーが混在する「ミクセル (mixel)」が大半であるとしなければならない画像もある。この様な画像を、従来手法はなぜか全ての画素はピュア・ピクセルであるとして処理の手法を研究してきたのである。

実は、以下に述べる様に、正しくは、従来のカテゴリー分類手法はミクセルデータに対して整合性はなく、その後、ミクセルデータを前提とした新たなリモートセンシング画像の処理手法が検討される事となり、この作業が現在、進行中である。

## 2. 2 画素のカテゴリ分類におけるミクセル問題

本来、最尤法や線形判別関数法等々の分類手法はリモートセンシングデータを前提として開発されたものではない。しかるに、筆者を含めて、これらの手法を画像データとの整合性を十分に考慮する事なく、リモートセンシング画像のカテゴリ分類に安易に応用してしまっただけが、結果的には、その後のカテゴリ分類手法とその応用の進歩を著しく阻害してしまっただけと筆者は考えている。

まず、表1は主な教師付きカテゴリ分類の判別関数である。画素のカテゴリ分類とは、リモートセンシング多重分光画像の各画素に対して、それぞれの分類手法に応じた判別関数により類似度を評価し、類似度最大のカテゴリに分類する事になる。この分類結果の正答率評価は、(1)各カテゴリの教師データに対する正答率、(2)教師データとは別に各カテゴリについてテストデータを準備し、これに対する正答率、により行われて来た。その結果は、手法(1)については約90%以上、手法(2)については約80%以上の成績であり、分類手法は最尤法が最も高い正答率を与える。

ところが、実際にランドサットTMの宇都宮市(=宇)、鹿沼市(=鹿)の画像データを、従来の4手法と後述のQP法の5手法で12カテゴリに分類し、その分類結果を相互にクロス・チェックを行い、分類結果が異なったカテゴリとなった画素の割合を算出すると表2の様な結果となる。この結果は深刻である。なぜなら、従来手法の分類精度は画像の観測領域にもよるが、その分類精度は90~100%とされてきたからである。

ある研究者は地上実測との対応の結果が95%以上で正しく分類されたと報告している。しかるにこの結果は、分類画素の40~50%で、分類されたカテゴリに疑いがある事を意味する。

すなわち、分類結果の信頼性は、従来考えられていた精度よりも大幅に低い可能性が高い。従って、この様な処理結果をもとに何かの結論を出すとするれば、非常に危険であると言わざるを得ない。また、行政等への本格的実利用にも躊躇せざるを得ない事になる。

## 2. 3 画素のカテゴリ分解

上述の結果は、主にミクセルに対する処理手法の誤りに原因がある。従って、従来の様なカテゴリ分類ではなく、ミクセルの存在を前提として、そのミクセル内に混在する各カテゴリの面積比算出にその基礎をおくべきである。

このような考え方に基づいたリモートセンシング画像解析を「カテゴリ分解(Category Decomposition)<sup>(5)</sup>」と呼ぶが、この手法は従来のパターン認識とは全く異なり、考え方の基本は逆問題(Inverse Problems)である。最近、ようやく国内外でこの視点での解析の重要性が認識され始めている<sup>(6)-(8)</sup>。以下にその概要を述べる。

(A) ミクセルの線形モデル: 画像はnバンドに多重分光された画像と

表1 教師付き分類手法の各種判別関数.

方 法	判別関数 $g_i(x)$	判定規則
1. MLH	$(x-m_i)' \sum_i^{-1} (x-m_i) + \ln  \sum_i $	最小
2. LDF	$m_i' \sum_i^{-1} m_i - 2x' \sum_i^{-1} m_i$	最小
3. MED	$m_i' m_i - 2x' m_i$	最小
4. CCM	$x' \tilde{m}_i$	最大
5. NCM		
6. MHLN (マハラノビス 汎距離)	$(x-m_i)' \sum_i^{-1} (x-m_i)$	最小
7. NEDI (正規化ユーク リッド距離)	$(x-m_i)' \sum_{NEi}^{-1} (x-m_i)$	最小
8. NED (正規化ユーク リッド距離)	$m_i' \sum_{NE}^{-1} m_i - 2x' \sum_{NE}^{-1} m_i$	最小

表2 分類手法間で異なった分類結果となった画素の割合(%)

	NEURO	MLH	MED	BDT	QP
NEURO	0.0	40.4	29.9	28.9	45.0
MLH		0.0	46.9	43.7	53.7
MED			0.0	34.4	50.0
BDT				0.0	51.8
QP					0.0

Average = 42.5%

し、解析対象地域にはk種類のカテゴリー $\omega_1, \dots, \omega_k$ が混在しているものとする。なお、各カテゴリー $\omega_i$ の分光特性はn次元分光ベクトル $m_i$  ( $i = 1, \dots, k$ )により表現する。

さて、この画像内の位置  $(x, y)$  が単一のカテゴリー $\omega_i$ で均一に覆われているピュアピクセルならば、そこでの画素データ  $p_{xy}$  は $m_i$ に一致する。しかし一般には、このようなピュアピクセルだけでなく、瞬時視野内には複数カテゴリーが混在している画素も多い。そこで、位置  $(x, y)$  が、カテゴリー $\omega_i$ の面積占有率 (以下、面積比という) を  $a^i_{xy}$  とする複数カテゴリーの混在地点ならば、この場合の画素データ  $p_{xy}$  は

$$p_{xy} = \sum_{i=1}^k a^i_{xy} m_i \quad (1)$$

但し、

$$a^i_{xy} \geq 0, \quad (i = 1, \dots, k) \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^k a^i_{xy} = 1 \quad (3)$$

とモデル化される。

**(B) ミクセルのカテゴリー分解**：カテゴリー分解とは (1) 式における  $a^1_{xy}, \dots, a^k_{xy}$  を未知数として、(2)、(3) 式の条件下でこれを求めることである。この場合、未知数がk個であるのに対して方程式数はバンド数nとなる。しかもこれらの方程式がすべて互いに独立であるとは限らない。現在のセンサーではバンド数が少なく、観測領域が特別に単純な場合以外は  $k \leq n$  と出来ないが、今後、AVIRIS センサの224バンドの様に超多バンドの画像データが取得される様になれば、カテゴリー分解による画像処理が本格化するものと思われる。表2での「QP法」とは、上式を2次計画法 (QP) により解いた場合である。この手法では、式 (2)、(3) の条件が最も自然に入る。

## 2. 4 ミクセルに対するカテゴリー分類性能の頑健性の評価

上記の様に、従来の分類性能の評価はトレーニングデータやテストデータを使って行われてきた。すなわち、各カテゴリーのピュア・ピクセルによって評価してきた。しかし、現実にはミクセルが存在するのであり、これを前提として評価すべきである。本来、ミクセルの存在を前提としたリモートセンシング画像の処理とは、

(A) 一画素内に複数カテゴリーが混在している画素ならば、これをどれか一種類のカテゴリーに無理に属させるべきではない。(B) 一画素内に複数カテゴリーが混在している画素を一種類のカテゴリーで代表させる必要がある場合には瞬時視野内に含まれる各カテゴリーの面積占有率を評価基準として、それが最大であるカテゴリーでその画素を代表させるべきである。(C) リモートセンシング画像では、文字パターンの場合と異なり、ミクセルとピュアピクセルとの間に物理的意味上の差異はない。従って、本来、このような画像の解析はまず瞬時視野内の各カテゴリーの混在比 (面積占有率) が最も基本的かつ一般性のある基礎データである。そして必要ならば、このデータを上記の (A)、(B) のように利用すればよいのである。

以上により、ミクセルでもピュア・ピクセルであっても、カテゴリー分類での正答とは画素内に含まれる最大面積比のカテゴリーに分類される事をもって正答とするのが妥当であり、以下、この基準で各分類手法の正答率評価を行う事とする。ただし、この評価方法では、現実データでのミクセルについては正確な内容 (混在比) を知る事は困難なので、数式的に式(1)~(3)によってこれを合成する。これはリモートセンサーが観測する瞬時視野の内部に複数カテゴリーが存在する事によって各カテゴリーの分光特性が合成されて観測される過程に対応するもので、「カテゴリー合成」と呼ぶ。従って、ミクセル、すなわちカテゴリー合成の結果から、その混在比を算出する逆プロセスが「カテゴリー分解」である。

さて、色々な混在比の組み合わせによりミクセルを合成し、これを従来の分類手法からニューラルネットワーク (NEURO)、最尤法 (MLH)、ユークリッド最短距離法 (MED)、

Binary Decision Tree 法(BDT)、それにカテゴリー分解手法から2次計画法(QP)により画素のカテゴリー分類を行い、面積最大をもって画素の分類を行う手法の正答率を比較する。ここで分類結果が正答とは、上記の条件(B)であり、また使用画像は表2に同じである。

表3は結果の一例である。Case 1はピュアピクセルであり、どの手法も完全に正答している。Case 2は2種類のカテゴリーによるミクセルであり、その混在比は0.9:0.1である。勿論、0.9の面積を占有するカテゴリーに分類された場合が正答である。Case 2のミクセルに対して、すでに10%の差異が生じている。これがCase 3の混在比では極めて大きな差異となっている。同様にCase 5では3種類のカテゴリーが同比率で混在するミクセルに対する正答率である。この場合、ミクセルを構成する3種類のカテゴリーのどれに分類されても正答であるから、確率的には $3/12 = 0.25$ の可能性がある。従って、MLH, MED, BDTでの30数%と言う正答率は、かなり低いと言わざるを得ない。特に、最も尤もらしい結果を与える筈の最尤法はミクセルの性質が強まるにつれて、急激に正答率が低下し、ミクセルに対してその他のカテゴリーの混入やノイズ等に極めて弱い分類手法である事がわかる。これに対してQP法では、どのミクセルについても、他の分類手法に比べて極めて高い正答率を示し、ミクセルに対して頑健である事がわかる。

これらの結果はいわば当然で、従来手法では分光特性で定義する特徴空間での分布間の統計的距離によって判別するもので、この判別方法はミクセル内に含まれる複数種類のカテゴリーの混在比(面積占有率)とは直接的には関係がない事が主な原因である。しかるに、現在でもNASDAを含めてカテゴリー分類用の標準ソフトが最尤法であり、世界中で信頼され、愛用されている。これは全く不思議な事であると同時に、これではリモートセンシングから得られる情報が行政を含む現場での実利用に、いつまで経っても活用されないのは当然であったと納得するのである。

これら結果は、従来手法では分光特性で定義する特徴空間での分布間の統計的距離によって判別するもので、この判別方法はミクセル内に含まれる複数種類のカテゴリーの混在比(面積占有率)とは直接的には関係がない事が主な原因である。しかるに、現在でもNASDAを含めてカテゴリー分類用の標準ソフトが最尤法であり、世界中で信頼され、愛用されている。これは全く不思議な事であると同時に、これではリモートセンシングから得られる情報が行政を含む現場での実利用に、いつまで経っても活用されないのは当然であったと納得するのである。

### 3. 植生評価の方法と観測系のCGシミュレーション

#### 3.1 植生評価と植生評価指数(NDVI: Normalized Difference Vegetation Index)

地球環境の中で森林を含む植生領域の役割は重要である。これをリモートセンシング画像から評価する方法に植生評価指数がある。植生評価指数として色々の提案があるが、その原型は正規化植生指数: NDVIである。

この評価方法は図1の様に、樹木葉に含まれるクロロフィルは可視の赤色バンド(R: 0.64 ~ 0.67  $\mu\text{m}$ )で強い吸収を示し、逆に、近赤外バンド(IR: 0.8 ~ 0.9  $\mu\text{m}$ )では高い反射を有する事を利用して、
$$\text{NDVI} = \frac{\text{IR} - \text{R}}{\text{IR} + \text{R}} \quad (4)$$
と定義されている。従って、クロロフィル量が多ければ多い程、NDVIは大きな数値を示す事になる。

表3 ミクセルデータに対する分類正答率。

Mix ratio	NEURO	MLH	MED	BDT	QP
Case 1 1.0 (12)	100.0 (12)	100.0 (12)	100.0 (12)	100.0 (12)	100.0 (12)
Case 2 0.9:0.1 (132)	88.6 (117)	81.8 (108)	93.2 (123)	82.6 (109)	90.9 (120)
Case 3 0.7:0.3 (132)	50.8 (67)	37.1 (49)	54.5 (72)	28.8 (38)	81.8 (108)
Case 4 0.5:0.5 (66)	51.5 (34)	33.3 (22)	24.2 (16)	30.3 (20)	93.9 (62)
Case 5 0.3:0.3:0.3 (220)	53.6 (118)	37.3 (82)	38.6 (85)	34.5 (76)	83.2 (183)
Total (562)	61.9 (348)	48.6 (273)	54.8 (308)	45.4 (255)	86.3 (485)

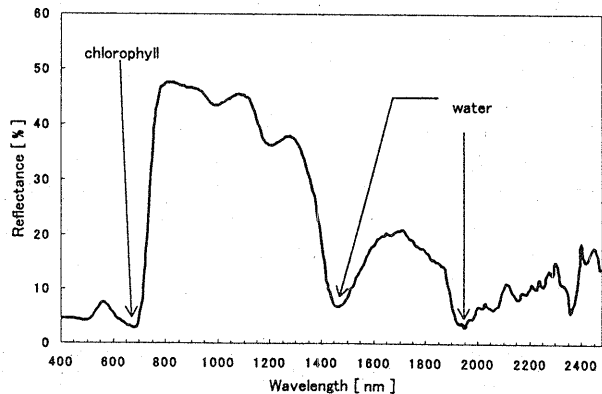


図1 植物葉の代表的な分光反射率。

現在、この NDVI 指標、またはこれの変形によって植生が評価されているが、植生領域を観測している、そこに存在するのは植物葉、すなわちクロロフィルだけではない。樹木には枝や幹もあるし、樹間からは地面も見えるわけで、これを NDVI のみで評価するには明らかに無理がある。この様な状況を考慮するならば、植生領域と言えども、そこで観測される分光ベクトルは、最低でも図2の様な空間内で変動しているものと考えるべきであろう<sup>(9)</sup>。

図2の各ベクトルは、 $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  が  $n$  次元分光空間の基底、 $P_{lm}$  が地点  $(l, m)$  において観測される  $n$  次元分光ベクトルである。

その他のベクトルは、以下の様に定義する。

[1]  $m_B$  は樹木葉が無い場合の分光ベクトルで、上空から見て葉の背景 (Back) の分光ベクトルである。この背景は、 $m_T$  で与えられる樹木の幹や枝であり、かつ  $m_S$  で与えられる枝の下に見える地面の土壌である。従って、背景の分光ベクトル  $m_B$  は、単純には図2の様な両者の線形結合となる。もしもこの両者の混在比が変化すれば、 $m_B$  は  $m_S$  と  $m_T$  を結ぶ直線上を移動する。さらに、瞬時視野内の地面が複数カテゴリーで構成されている場合には、 $m_S$  自身が複数の分光ベクトルの合成として与えられる事になる。

[2] 逆に、上空から見て瞬時視野が樹木葉で完全に覆われていれば、葉の分光特性  $m_{1x}$  となる。ただし  $x$  はこの樹木の活力度で、 $0 \leq x \leq 1$  とする。すなわち樹木等の活力度は葉の分光特性に反映されているとし、それが理想的な活力度の状態であれば  $x = 1$  であり、逆にほぼ活力停止の状態であれば  $x = 0$  とする。従って、活力度  $x$  に応じて  $m_{1x}$  は変化するが、この変化は視野内に占める混在比変化とは異なり、直線の変化とは限らない。

[3] 現実には、瞬時視野内を樹木葉と地面がある比率で占める。よって、地点  $(l, m)$  の分光ベクトル  $P_{lm}$  は  $m_B$  と  $m_{1x}$  との混在比 (面積比) を係数とする線形結合となる。センサーが観測する樹木葉とその下の地面との混在比は画素ごとに変動し、従って  $P_{lm}$  は画素ごとに変化する。ただし、この混在比に対する変化は  $m_B$  と  $m_{1x}$  とを結ぶ直線上にある。

以上の関係を整理すれば、瞬時視野内を樹木葉が占める比率 (緑被率) を  $a$ 、樹木葉が無い場合に瞬時視野内に占める樹木の幹・枝の占める比率を  $t$  として、地点  $(l, m)$  で観測される分光ベクトル  $P_{lm}$  は、

$$P_{lm} = a \cdot m_{1x} + (1-a) \cdot m_B, \quad (0 \leq a \leq 1)$$

$$= a \cdot m_{1x} + (1-a) \cdot (t \cdot m_T + (1-t) \cdot m_S), \quad (0 \leq t \leq 1) \quad (5)$$

の様な第0近似の数式モデルが得られる。ここに植物の活力度と分光特性との関係は  $m_{1x}$  がたどる曲線:  $C_1$  としている。式(5)にはそれは陽には表現されていない。しかも、実際は葉が樹冠全体を覆っても、それが樹間をも覆う訳ではない (ただし、鬱蒼とした密林では、そうなる)。すなわち樹木1本に対する樹木葉密度とその地域での樹林密度とは異なる。従って、図2は第0近似とも言うべきモデルであり、状況に応じて、さらに細部を考慮したモデルにする必要がある。

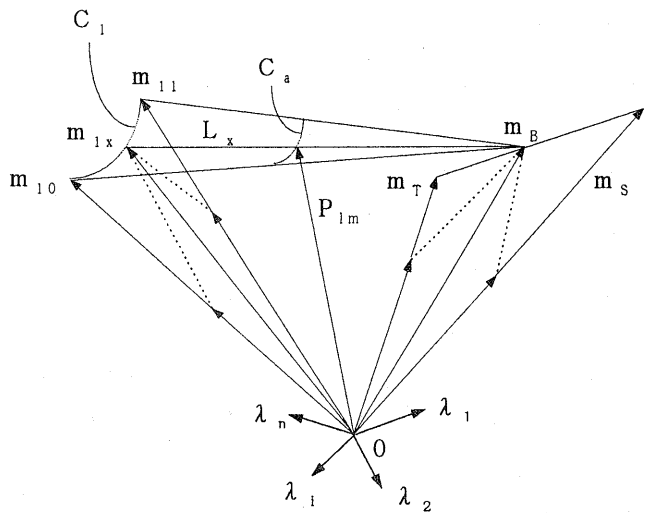


図2 植生領域での分光ベクトルの関係。

### 3. 2 植生評価方法の検証のための植生環境の CG シミュレーション<sup>(10)</sup>

図2や式(5)の関係やこの様な表現が、従来の NDVI よりも植生環境やその状態がより正確に評価できる事を実データにより正しく検証するのは、先のミクセルのカテゴリー分

類とカテゴリー分解との関係同様に、大変に困難である。そこでここでは、画素のシミュレーションによってこれを検証するために、以下の様に、実データと Computer Graphics とを融合させる方法を試みている。

このモデルを検証するための樹木は枝、葉、幹がある事が必要であり、そして、この様な樹木群で観測対象の植生領域を再現する必要がある。

そのために、まず、観測地域の数値地図または人工衛星によるステレオ画像により現地の山や谷の起伏を3次的にコンピュータ上に再現する。次に、この山間地にCGにより、適当な密度で植林をする。当然、植林する樹形は樹種に応じて異なり、同様に、各枝に付いている葉の形も異なる。

さて、この様にしてCGにより準備した森林領域の各樹葉に、実測により得られた図1の様な葉の分光反射スペクトルを重ねるのである。同様に、枝や幹、または樹間から見える地面の分光反射スペクトルも実測データを重ねる。図3はこの様にして作成した赤城山のCGの例である。図3に対して、さらに上から近づいて観測すると図4の様になり、この各樹木は図5が植林されている。

さらに近づくと、図6の様には枝・葉が見えてくる。ここで樹木の密度や葉の多さは各々に調節可能であり、また、地面を含めて、すべての対象物には実測された分光スペクトルが観測される様になっている。

### 3. 3 観測系のシミュレーションと画像解析

3. 2の様にして計算機内に合成された半仮想植生環境を仮想の人工衛星が観測するが、太陽高度やセンサーの地上分解能など、その他の観測条件も同様に、自由に設定出来る。この様にしてして得られた仮想の観測データに対して、NDVIを始め、その他の植生環境解析手法の開発とその有効性、さらには信頼性の研究を進める事になる。ここでの目的である3. 1に示した新たなモデルの成立の確認や、従来手法であるNDVI指標の有効性、相互比較などは一部確認し、かつ進行中である。

### 4. おわりに

リモートセンシング画像の中でも、特に、その初期からなじみ深い「可視・赤外多重分光画像」による環境解析の、しかも、その中でも最も古くから行われてきた、ポピュラーな2つの処理手法について紹介し、かつ、その問題点を指摘した。

最初にも述べた様に、今でもリモートセンシング画像から得られる情報が十分な信頼性をもたず、従って、利用したいにも拘わらず、現在でも実利用が進んでいないと言う分野は多い。この原因には色々あるが、特に宇宙から観測すると言う観測・計測系

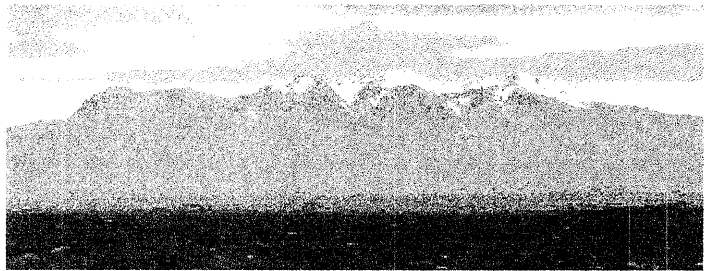


図3 数値地図で作成した3Dの赤城山を南方より望む。



図4 図3に上空から近づき樹木が見えてきたところ。

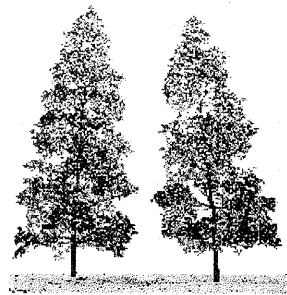


図5 図3に植林した樹木。



図6 図5に近づけば枝葉が見える。

としてのスケールの大きさは本質的である。この事がとりもなおさず、得られた環境情報の検証をリモートセンシング以外の手段によって正確に確認する事を困難にさせている。しかし、何らかの方法によってこれをしなければならぬ。また、カテゴリー分類とカテゴリー分解の様に、画像の特性と解析手法との整合性も改めて検討する事もある。

ここでは、リモートセンシング画像から得られる環境情報の検証、または処理手法と画像との整合性の検証と言う、いわば地上と宇宙をつなぐ手法として実測データを付加した3D CGによるシミュレーション画像の合成手法とその応用を紹介した。この様に、CG的手法により合成された情景を計算機内の衛星が観測するというComputer Vision的手法には、あるいは、きわどい面もあるが、リモートセンシング画像の特性を考えれば、今後、リモートセンシングにおける新たな手法として、大きく発展していく事になると思われる。また手法的には、情報処理学会CV研究会で常用されている部分も多い事と思われる。今後、CV研究会各位のご教示をお願いする次第である。

なお、本研究室では、この手法をCGリモートセンシング・シミュレーション、CVリモートセンシング、計算リモートセンシングなどと呼んでいる。

[謝辞] 本研究は群馬大学工学部・稲村研究室の沖一雄博士をはじめ、同研究室の学生諸君の協力により推進しているものです。また、本研究の一部は文部省・科研費（研究課題番号：10660137番「中間赤外波長域のスペクトルによる植物活力度の評価と予測に関する基礎研究」、平成10～12年度）補助を受けて実施しています。ここに、記して謝意を表します。

#### [文献]

- (1) R.O.Duda, P.E.Hart: Pattern Classification and Scene Analysis, John Wiley and Sons (1973).
- (2) R.Bernstein (ed.): Digital Image Processing, IEEE Press (1978).
- (3) 藤村、豊田、ほか：マルチスペクトル画像を用いた自動識別手法の比較、計測自動制御学会論文集、14、3、269-276 (1978).
- (4) 稲村、豊田、藤村ほか：Binary Decision Treeによる多重分光画像の高速処理、ibid., 15, 4, 486-491 (1979).
- (5) 稲村：カテゴリー分解に基づくリモートセンシング画像データの解析、電子情報通信学会論文誌、J70-C, 2, 241-250 (1987).
- (6) J.J.Settle, N.M.Drake: Linear mixing and estimation of ground cover proportions, Int. J. Remote Sensing, Vol. 14, No. 6, pp. 1159-1177 (1993).
- (7) 北本、高木：ミクセル密度を含む混合密度推定を用いたミクセルの面積占有率推定、ibid., Vol. J81-D-II, No. 6, pp. 1160-1172 (1998).
- (8) 須崎、柴崎：確率ミクセルモデルに基づいたスペクトル特性ならびに被覆混合比推定手法、写真測量とリモートセンシング、Vol. 38, No. 3, pp. 44-59 (1999).
- (9) 稲村：植生指標(VI)のカテゴリー分解の視点からの検討、日本リモートセンシング学会・第22回学術講演会論文集、pp. 151-152 (1997).
- (10) 上田：リモートセンシングによる植生環境評価のための計測シミュレーションに関する研究、群馬大学大学院工学研究科・電気電子工学専攻、修士論文 (1998).