2.3 前処理

(1) 幾何補正

LANDSAT や ASTER などの中分解能衛星のオリジナルデータは、地理的な歪みを生じているため、幾何補正処理により歪みを除去した。

ここでは、画像上で取得した GCP(Ground Control Point:地上基準点)における画像 座標と地図座標の対応関係から、最小二乗法によって近似的に座標変換式を決定する非系 統的補正方法を用いた。補正には、国土地理院発行の数値地図 25000(地図画像)を参照 し、幾何補正に伴う画像の誤差が 1.0 画素未満になるように調整した。

次に、GCPの画像座標値と地図座標値から求めた座標変換式を用いて、画素の再配列を 行った。画素の再配列法は、分類処理による緑地、樹林地の抽出を試みるため、元の画素 値を保持する最近隣内挿法(Nearest Neighbor)を適用した。なお、再配列後のピクセル サイズは 30m×30m とした。

幾何補正に関するパラメータを表-2.4に示す。

	LANDSAT/TM	LANDSAT/TM		AOTED
	(1990.11.05)	(1990.11.05)		ASTER
	(107–35)	(107–36)	(2004.11.27)	(2005.04.28)
GCP 数	34	27	28	22
RMSE	0.839	0.752	0.494	0.702
内挿法	最近隣内挿法(Nearest Neighbor Method)			
ピクセルサイ		20 × 20		15 ¥ 15
ズ	30m × 30m 15m × 15m			
座標系	公共座標系第12系(日本測地系)			

表-2.4 幾何補正パラメータ

(2) 反射率変換

LANDSAT データに記録されている DN 値(Digital Number)には、観測時期によって 異なるセンサの感受特性が含まれている。通常の解析では、観測された DN 値をそのまま 使い、相対的なスペクトル特性から分類処理や回帰分析を行うことが多いが、経年比較や 異なるセンサ間での比較を行う場合には、センサの感受特性を補正する必要がある。

そこで、入手した全ての LANDSAT データに対し、DN 値から放射輝度(Radiance)を 計算し、さらに反射率(Reflectance)に変換する処理を行った。

各データの反射率変換式及びパラメータを表-2.5~表-2.8に示す。

なお、2.6.3 で用いる ASTER データは反射率変換補正の行われているデータを入手して 使用した。

放射輝度変換式 ²⁾ (LANDSAT/TM) (1990.11.05)	R = (L max – L min) ÷ 255 × DN + L min R :放射輝度値 Lmax :バンド別の最大放射輝度(表-2.6参照) Lmin :バンド別の最小放射輝度(表-2.6参照) DN :DN値
放射輝度変換式 ²⁾ (LANDSAT/TM) (2004.11.27)	$R = \frac{\{(L \max \div 254) - (L \min \div 255)\} \div DN + L \min}{W}$ R : 放射輝度値 Lmax : バンド別の最大放射輝度(表-2.7参照) Lmin : バンド別の最小放射輝度(表-2.7参照) DN : DN値 W : バンド幅(表-2.7参照)
放射輝度一反射率 変換式 ²⁾	$ \rho = \frac{\pi \times R \times d^2}{Esun\lambda \times \cos \theta} $ $ \rho : 反射率 $ R : 放射輝度値 d : 地球と太陽の距離 Esun λ :バンド別の太陽放射量(表-2.8参照) θ : 衛星通過時の太陽天頂角

表-2.5 反射率変換式

表一2.6	各バンドの Lmax、Lmin の値
	(1990.11.05 観測 LANDSAT)

値 表-2.7 各バンドの Lmax、Lmin、Wの値

(2004.11.27 観測 LANDSAT)

バンド	Lmin	Lmax
TM1	-0.150	15.210
TM2	-0.280	29.680
TM3	-0.120	20.430
TM4	-0.150	20.620
TM5	-0.037	2.719
TM6	-0.1238	1.560
TM7	-0.015	1.438

バンド	Lmin	Lmax	W
TM1	-0.016946	1.059476	0.066
TM2	-0.041805	2.611919	0.082
TM3	-0.026226	1.639662	0.067
TM4	-0.059251	2.949823	0.128
TM5	-0.016548	0.683888	0.217
TM6	0.12378	1.52431	1.000
TM7	-0.008528	0.424707	0.252

表-2.8 各バンドの太陽放射量

バンド	LANDSAT-5/TM
1	1957.00
2	1829.00
3	1557.00
4	1047.00
5	219.30
7	74.52

(3) 地形補正

LANDSAT 等の受動型光学センサで観測されたデータは、対象物の斜面(傾斜角、斜面 方位)と太陽(太陽高度、太陽方位)との相対的な位置関係に応じて変動する。このよう な斜面と太陽の位置関係に由来する観測値のばらつきは「地形効果」と言われ、多時期の 衛星データを用いた解析を行う場合には地形効果を補正することが望ましい。

地形効果の補正は、バンド間演算による非幾何学的手法と太陽一地表面-センサの位置 関係を考慮した幾何学的手法に大別される。バンド間演算は隣接する波長帯の比をとるこ とで観測値に与えられた地形効果を相対化して除去しようとするもので、代表的なものと して正規化植生指数 (NDVI: Normalized Defferencial Vegetation Index) があげられる ³⁾⁴⁾。この手法は DEM (Digital Elevation Model) などの追加データを必要としないことや 処理が簡便であることが長所であるが、幾何学的な手法と比較して補正効果が低いとされ ている⁵⁾。幾何学的な手法は、ランベルトモデルと非ランベルトモデルの補正法に分けられ る⁶⁾。ランベルトモデルは地表面を完全拡散反射面と仮定し、地形の傾斜角、方位角、太陽 天頂角、太陽方位角の 4 因子で規定するものであるが、実際の地表面が完全拡散反射面を 示すことは稀で、その限界が指摘されている⁷⁾。一方、非ランベルトモデルの補正法として Minnaert 定数を用いたものがあげられ、多数の研究事例がある⁸⁾⁹⁾¹⁰。Minnaert 定数は、 鏡面反射と拡散反射の中間の性質を示すパラメータとされており、モデル式が比較的簡便 であること、ランベルトモデルと連続していることなどから実用的な地形効果補正モデル として評価されている¹¹⁾。

そこで、第2章及び第3章では、Minnaert 法を適用して地形補正を行った。地形補正の流れを図-2.18 に示す。



図-2.18 地形補正の流れ

Minnaert 法は以下のモデル式で表現されている。

$$Dc = \frac{Do \times \cos \varepsilon}{(\cos i \times \cos \varepsilon)^{k}}$$
Dc: 補正後のデータ値
Do: 補正前のデータ値
i: 太陽入射角
 ε : センサ反射角
k: Minnaert 定数
太陽入射角は以下の式で求められる。
 $\cos i = \cos \theta \times \cos e + \sin \theta \times \sin e \times \cos(\Phi - A)$

- e:斜面傾斜角
- Φ:斜面方位
- θ:太陽天頂角
- A:太陽方位角

センサ反射角は以下の式で求められる。

```
\cos\varepsilon = \cos\Gamma \times \cos e + \sin\Gamma \times \sin e \times \cos(\Phi - \psi)
```

- e:斜面傾斜角
- Φ:斜面方位
- Γ:センサ天頂角
- ψ:センサ方位角

Minnaert 定数は、以下のように両辺対数変換することにより、直線回帰式の傾きとして 求められる。

 $\ln(Do \times \cos \varepsilon) = k \times \ln(\cos i \times \cos \varepsilon) + \ln(Dc)$

したがって、Minnaert 定数 k を決定するために、補正前の LANDSAT データの反射率、 太陽入射角の余弦、センサ反射角の余弦をサンプリングし、回帰分析を行った。

サンプルは、さまざまな地形条件を偏りなく網羅できるよう、補正前の衛星データと地 形データを並べて表示し、さまざまな方位の斜面について土地被覆や樹種の違いを受けな い均質なエリアを目視判読し、そこに含まれる画素をサンプルとした。なお、それぞれの LANDSAT データにおけるサンプル数は 600~1,000 となり、そのサンプルを基に求めた回 帰分析結果を図-2.19~図-2.20 に示し、得られた Minnaert 定数を表-2.9 に示す。

バンド	LANDSAT-5/TM (1990.11.05)	LANDSAT-5/TM (2004.11.27)
1	0.0313	0.0198
2	0.1056	0.0942
3	0.1523	0.1508
4	0.427	0.5502
5	0.5633	0.6379
7	0.7548	0.7207

表-2.9 Minnaert 定数



図-2.19 Minnaert 定数を求めるための回帰分析結果(1990.11.05 観測 LANDSAT)



図-2.20 Minnaert 定数を求めるための回帰分析結果(2004.11.27 観測 LANDSAT)

地形補正前後の LANDSAT 画像(1990.11.05)を図-2.21 に同(2004.11.27)を図-2.22 に 示す。この図より、地形補正による陰影の平滑化に一定の効果があることがわかる。



図-2.21 地形補正前後の LANDSAT 画像(1990.11.05 観測)





図-2.22 地形補正前後の LANDSAT 画像(2004.11.27 観測)

2.4 画像分類手法の整理と検討手法の設定

LANDSAT 等のリモートセンシングデータから緑地や樹林地といった目的とする情報を 抽出するためには、画像分類手法を適用する必要がある。画像分類手法は一般的なものか ら研究段階にあるものまで多岐にわたっており、目的とする情報抽出に適した分類手法を 見出すことが重要である。

効果的な分類手法を選択するためには、代表的な画像分類手法を整理する必要がある。 そこで、緑地や樹林地の抽出を念頭におき、文献、書籍等を参考にして代表的な画像分類 手法をまとめ、その特徴を整理した。結果を表-2.10に示す。

処理手法		手法	処理内容	メリット	デメリット
	バンド間 演算	植生指標	近赤外域データを含むバンド間演算 処理。最も代表的な植生指標は、近 赤外域と赤色域の比演算による NDVI(正規化植生指標)。植生の活 性度や緑被率と関連性があるといわ れている。	・一般的に用いられてい る。 ・処理が簡便。	・樹林地と草地を分けるこ とが難しい。
		最尤法	各クラスに対する画素データの尤度 を求め、尤度最大のクラスにその画 素を分類する方法。	 一般的に用いられている。 ・樹林地と草地の区分が可能。 ・分類結果が確率統計的な意味を持つ。 	・分類教師(トレーニング データ)が必要。
ピクセルぐ	状体です	最短距離法	画素データと分類クラスの特徴との 類似度を特徴空間における距離で表 し、距離の最も短いクラスに画素デー タを分類する手法。	・比較的一般的に用いら れている。 ・樹林地と草地の区分が 可能。	・分類教師(トレーニング データ)が必要。
 ヘース分類	ベー ス分類	マルチレベル スライス	多次元の特徴空間(バンド)を各軸上 に設定された値域によって分割する ことで分類する方法。閾値の設定は サンプリングよる方法と経験的な方 法がある。分割によって得られた多 次元直方体が各分類クラスに対応す る。	・処理が簡便。 ・樹林地と草地の区分が 可能。	・分類教師 (トレーニング データ)が必要。 ・事前に主成分分析が必 要な場合がある。
		デシジョンツ リー法	各画素の特徴値を設定された基準値 と、階層的に次々と比較することで分 類する手法。	・処理が簡便。 ・樹林地と草地の区分が 可能。	・事前に各分類クラスの特 性を分析し、決定木を構築 する必要がある。
	教師なし 分類	クラスタリング	特徴の類似したデータを"似たもの同 士"としてグループ(クラスタ)化する 手法。	・分類教師(トレーニング データ)を必要としない。 ・樹林地と草地の区分が 可能。	・分類後に各クラスの意味 づけが必要になる。
ミクセル分解 (カテゴリー分解)		レ分解 一分解)	1画素の中に複数のカテゴリが混在している画素(ミクセル)に着目した分類法。ミクセルの画素値が、構成する各カテゴリの画素値の線形結合によって表現されるという「線形ミクセルモデル」によって画素内の占有面積比率を求める手法が主流。	・原理的に、1画素より小さ いスケールの対象物を捉 えられる可能性がある。	・事前に構成するカテゴリ (エンドメンバー)を設定し、 ピュアピクセルの画素値を 分析する必要がある。

表-2.10 代表的な画像分類手法¹²⁾¹³⁾

表-2.10 に基づき、本研究の目的である樹林地と草地を判別する可能性のある手法の選 定を行った。選定の流れを図-2.23 に示す。





画像分類手法は、ピクセルベースの分類手法とミクセル(図-2.24)を考慮した分類手法 に大別される。ピクセルベースの分類手法は、各画素を対象物に該当するか否かに区分す る手法で、分類の最小単位は1画素の大きさとなる。

ピクセルベースの分類手法は、バンド間演算、教師つき分類、教師なし分類に分けられ る。バンド間演算は、異なる波長帯域(バンド)のデータ間で差演算や比演算、正規化を 行うことによって対象物を抽出しようとする処理で、代表的なものとして植生指標があげ られる。植生指標は、近赤外域データを含むバンド間演算で、植生の活性度や緑被率と関 連性があると言われており、下記のような指標が提唱されている。

• NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$
(Rouse et al.(1973)¹⁴)

• MRVI (Modified Ratio Vegetation Index)

$$MRVI = \frac{NIR}{NIR + R + G + B} \qquad (尹・梅干野(1998)^{15^{(1)}})$$

• DVI (Difference Vegetation Index)

$$DVI = NIR + R$$

• RVI (Ratio Vegetation Index)

$$RVI = \frac{NIR}{R}$$
(Jordan(1969)¹⁷⁾)

• SRVI (Square Root Vegetation Index)

$$SRVI = \sqrt{\frac{NIR}{R}}$$
 (尹・梅干野(1998)¹⁵⁾)

このうち、最も一般的に用いられているのが NDVI で、都市緑地に対しても多くの実用 事例がある¹⁸⁾¹⁹⁾。しかし、樹林地と草地を含めた植生被覆域の抽出に限定され、NDVI の みから樹林地と草地を区分するのは困難である。

(Richardson and Everitt $(1992)^{16}$)

教師つき分類は、あらかじめ対象物の明らかな画像中の領域(トレーニングエリア)か らデータ(トレーニングデータ)を抽出し、母集団の特徴(統計量)を推定してから分類 処理を行う方法である。代表的なものとして最尤法(図-2.25)、最短距離法(図-2.26)、 マルチレベルスライス(図-2.27)、デシジョンツリー法(図-2.28)などがあげられ、最 尤法が最も一般的に用いられている。また、教師つき分類は、事前に対象物として樹林地 と草地を設定することにより、樹林地と草地の区分が可能である。

教師なし分類は、事前にトレーニングデータを得ずに、無作為にサンプリングされた画 素データを統計的にみて比較的等質と考えられるグループに分割し、それぞれを分類クラ スとする方法である。代表的なものとしてクラスタリング(図-2.29)があげられ、頻繁に 用いられている。クラスタリングは分類後に各クラスの意味づけが必要になるが、樹林地 と草地の区分が可能である。

以上より、ピクセルベースの分類手法では、樹林地と草地を区分できる分類法として、 教師つき分類では最尤法、教師なし分類ではクラスタリングが代表的な手法としてあげら れる。また、これらは、これまでの研究により非植生被覆域を大まかに分けた上で最尤法 ないしクラスタリング処理を施すことの有効性が示してきた²⁰⁾。

そこで、本研究で試行するピクセルベースの分類手法として、

- <u>最尤法</u>
- <u>NDVIによる大区分+最尤法</u>
- ③ <u>クラスタリング</u>

④ NDVI による大区分+クラスタリング

の4手法を設定し、適用性を検討した。

一方、ミクセルを考慮した分類手法は、「ミクセル分解(カテゴリー分解)」と総称され ることが多い。ミクセル分解は1 画素の中に複数のカテゴリが混在している画素(ミクセ ル)に着目した分類法で、ミクセルの画素値が、構成する各カテゴリの画素値の線形結合 によって表現されるという「線形ミクセルモデル(図-2.30)」によって画素内の占有面積 比率を求める手法が主流である。ミクセル分解は、事前に構成するカテゴリ(エンドメン バー)を設定し、ピュアピクセルの画素値を分析する必要がある。既往研究では、農地や 森林域を対象に、VSW 指数^{21)や}パターン展開法²²⁾などが提唱されており、これらの手法 ではエンドメンバーとして、植生(Vegetation)-土壌(Soil)-水(Water)が設定され ている。植生、土壌、水は、農地や森林域においては構成比率の高い土地被覆項目であり、 エンドメンバーとしての妥当性は高いが、都市部においては土壌の構成比率は低く、植生

(Vegetation)-道路(Road)-水(Water)(以下、「VRW」)というエンドメンバーが妥 当であると考えられる。

しかしながら、エンドメンバーVRW では、樹林地と草地に区分することができない。そ こで、樹木(Tree)-草地(Grass)-道路(Road)(以下、「TGR」)というエンドメンバ ーを設定し、樹林地と草地の区分が可能か検討することとした。また、ピクセルベースの 分類と同様、2種のミクセル分解を組み合わせることで分類精度が向上する可能性が想定さ れる。そこで、TGR 分解と VRW 分解を併用する手法も検討対象とした。

以上より、本研究で試行するミクセル分解手法として、

- ⑤ <u>TGR 分解</u>
- ⑥ <u>VRW 分解による大区分+TGR 分解(VRW 分解+TGR 分解)</u>
- ⑦ VRW 分解による V の寄与率と TGR 分解による T、G の寄与率の積
 (VRW 分解×TGR 分解)
- ⑧ <u>TGR 分解結果から VRW 分解による W の寄与率の高い領域を削除</u> <u>(TGR-W 分解)</u>

の4手法を設定し、適用性を検討した。



図-2.24 ピュアピクセルとミクセル¹³⁾









図-2.30 線形ミクセルモデルの概念



図-2.25 最尤法の概念¹²⁾



図-2.27 マルチレベルスライスの概念¹²⁾





2.5 検証エリアでの試行と検討手法の評価

2.4 で選定した 8 種の手法を検証エリアで試行し、空中写真判読結果との比較によって、 適用性の評価を行い、高い手法の抽出を行った。

検証エリアでの試行は、2004年11月27日のLANDSATデータに対して行った。

(1) トレーニングデータの収集

最尤法分類に使用するトレーニングデータおよびミクセル分解のエンドメンバー値を得 るために、神奈川県内から、土地被覆が明らかなピュアピクセル領域を取得した。取得し たトレーニングエリアの配置を図-2.31 に、設定した項目と各項目のトレーニングデータ 数を表-2.11 に示す。



表-2.11 トレーニングデータの

項目と点数

最尤法用	ミクセル分解用	地点数
樹林地	樹木(植生1)※	9
草地	草地(植生2)※	9
裸地	—	7
道路(市街地1)	道路	7
建物(市街地2)	-	8
水面	水面	10

※道路、建物よ、最尤法では「市街地」として集約する。 ※樹木、草地よ、VRW分解では「植生」として集約する。

図-2.31 取得したトレーニングエリアの配置

(2) スペクトル特性の検討

(1) で取得したトレーニングエリアのスペクトル値をサンプリングし、各項目のスペ クトル特性を検討した。全トレーニングエリアのスペクトル特性を図-2.32 に、項目ごと に平均したスペクトル特性を図-2.33 に示す。



図-2.32 各トレーニングエリアのスペクトル特性



図-2.33 各項目のスペクトル特性

図-2.33より各項目のスペクトル特性には、表-2.12のような傾向が認められた。

項目	特徴的なスペクトル特性
樹林地	 ・band3からband4への変化量(Red Edge)が顕著 ・草地と比べて、band2、band3の反射率が低い ・草地と比べてband5、band7での落ち込みが顕著
草地	 •band3からband4への変化量(Red Edge)が極めて顕著 •band4の反射率が全項目中最も高い •樹林地と比べてband5、band7での落ち込みが小さい
裸地	・band4よりband5の反射率が高い
道路	・変化パターンは建物と似ているが、全体に反射率が低い
建物	・band1~band3の反射率が全項目中最も高い ・band4よりband5の反射率が高い ・band5よりband7の反射率が高い
水面	・band1以外は全項目中最も反射率が低い ・とくにband4~band7は反射率がほとんどゼロ

表-2.12 各項目のスペクトル特性

(3) NDVI 閾値の検討

図-2.31 で取得したトレーニングエリアの band3 と band4 の反射率をサンプリングし、 グラフ上に展開することによって、植生被覆域(樹林地、草地)と非植生被覆域(裸地、 道路、建物、水面)の NDVI 閾値を求め、その結果を図-2.34 に示す。



図-2.34 トレーニングエリアの band3、band4 サンプリング結果 図-2.34 より、NDVI=0.45 が閾値として妥当であると判断された。

(4) ミクセル分解におけるエンドメンバーのスペクトル特性の分析

樹木-草地-道路をエンドメンバーとした場合(TGR 分解)のピュアピクセルのスペクトル特性を図-2.35 に示し、植生-道路-水をエンドメンバーとした場合(VRW 分解)の ピュアピクセルのスペクトル特性を図-2.36 に示す。



図-2.35 TGR 分解を想定した場合の各バンドのスペクトル特性



図-2.36 VRW 分解を想定した場合の各バンドのスペクトル特性

ミクセル分解に使用するバンドは、エンドメンバー間のスペクトル特性が独立している ことが望ましい。したがって、図-2.35 より、TGR 分解においては band4 と band7 の組 み合わせをエンドメンバー間の両軸として用いることとした(図-2.37)。また、図-2.36 より VRW 分解においては、band4 と band5 の組み合わせをエンドメンバー間の両軸とし て用いることとした(図-2.38)。



図-2.38 VRW 分解に使用したバンドとエンドメンバー

(5) VRW 分解+TGR 分解における Vegetation 寄与率の閾値の検討

検証エリアで試行する手法のうち、⑥VRW 分解+TGR 分解では、Vegetation 寄与率の 閾値処理が発生する。そこで、図-2.38 に示すエンドメンバーで VRW 分解を実施した結 果から、図-2.31 で取得したトレーニングエリアの Vegetation 寄与率をサンプリングし、 グラフ上に展開することによって、植生被覆域(樹林地、草地)と非植生被覆域(裸地、 道路、建物、水面)の Vegetation 寄与率の閾値を求めると、図-2.39 に示すとおり、 Vegetation 寄与率=0.25 が閾値として妥当であると判断された。



図-2.39 トレーニングエリアの Vegetation 寄与率サンプリング結果

(6) TGR-W 分解における Water 寄与率の閾値の検討

検証エリアで試行する手法のうち、⑧TGR-W 分解では、Water 寄与率の閾値処理が発生 する。そこで、図-2.38 に示すエンドメンバーで VRW 分解を実施した結果から、図-2.31 で取得したトレーニングエリアの Water 寄与率をサンプリングし、グラフ上に展開するこ とによって、水面と水面以外の Water 寄与率の閾値を求めると、図-2.40示すとおり、Water 寄与率=0.70 が閾値として妥当であると判断された。



図-2.40 トレーニングエリアの Water 寄与率サンプリング結果

(7) 検証エリアにおける緑地、樹林地抽出結果と精度確認結果

図-2.23 に示す 8 種の手法を検証エリアに適用し、緑地、樹林地の抽出を行った。それ ぞれの抽出結果は、空中写真判読結果と定性的、定量的に比較し、精度を確認した。 St.1~St.12 における緑地、樹林地抽出結果と各手法の特徴を表-2.13 に示す。