

## SAR偏波計画像データによる地被分類

- 地被分類:
  - 歴史的にリモートセンシング応用の基本的な分野
- レーダ・リモートセンシングによる地被分類
  - 地被オブジェクト:レーダ波のは波長に依存
    - レーダ波の波長程度のオブジェクトとその連続体
      - Xバンド:樹葉 C-バンド:枝 L-バンド:樹幹
      - オブジェクトはいろいろな形状の誘電体とその集合
    - 誘電体オブジェクトの形状・構造
      - 光学リモートセンシング:分子レベル(電磁波の吸収や共鳴)とその集合
      - 中間赤外:高分子(澱粉や糖分、リグニン等)、熱放射(数百度)

## 何故POLARSARで地被分類？

- レーダの利用：
  - 能動タイプのセンサー
  - 全天候型
  - 偏波特性—偏波vs.全偏波

	単一偏波	多重偏波
地被分類のための情報	強度情報のみ	偏波成分間の位相差
	後方散乱の大きさのみ	散乱メカニズム(表面、体積拡散、偶数跳躍); 表層内部への浸透
分類クラス数	数クラス	>20クラス可

# リモートセンシング画像の分類

- 多重分光画像
  - 8・16ビット符号なし整数
  - 画素の値
  - オリジナルデータのバンド数
    - 分光バンド数
      - 1, 3–8 AVNIR, TM
      - 34バンド ASTER
      - ハイペリオン 240
      - 航空機ハイパー
  - 特徴空間; 分光空間
- SAR偏波計画像
  - 複素数浮動小数点
  - オリジナルデータのバンド数:
    - 4(3)バンド
  - 特徴空間; 偏波表現空間

# 教師付き分類

- 1994年
  - J.S. Lee et al. [Lee 1994a]は 偏波共分散行列を用いた教師つきアルゴリズムを複素ヴィッシャート分布をベースに開発した。
    - 画素の共分散行列の確率密度関数を最大化する意味で統計的に最適
- 1998年
  - J.S. Lee et al. [Lee 1999b])らは2次元の $H/\alpha$  分類平面を利用した偏波SAR画像の分類を最初に提案
    - 初期分類マップをヴィッシャート分布をベースにした分類のトレーニングセットを定義する。分類結果はつぎにヴィッシャート法を用いてつぎに繰り返し処理のためのトレーニングセットとして利用する。各繰り返しの度に重要な改良が観測され、2次元の $H/\alpha$  分類平面ないの最終的なクラスセンターの解析は地被タイプの判読に有効である。

# 分類手順

- 1. トレーニング セットを地表参照マップから設定する。
- 2. 偏波SARデータを偏波計の特性を維持するフィルター [Lee 1999a]を利用して分類結果に影響するスペックルの低減化を行う。
- 3. 最尤分類法を
  - a. 各3偏波,  $|HH|^2$ ,  $|VV|^2$  と  $|HV|^2$ , 毎に.
  - b. 位相差なしでデュアル偏波の組み合わせ ( $|HH|^2$ ,  $|VV|^2$ ), ( $|HH|^2$ ,  $|HV|^2$ ) と ( $|HV|^2$ ,  $|VV|^2$ ). に
  - c. 位相差のある複素デュアル偏波のデータ複素 (HH, VV), (HH, HV) と (HV, VV).
  - d. P-バンド, L-バンドとC-バンドの全偏波データに
    - e. Combined P-, L-, とC-バンドの全偏波データの組合わせに.
- 4. 参照マップをベースに正分類率を計算する。.

# 教師なしのポーラリメトリック分類

- 1 ポーラリメトリック散乱メカニズムの教師なし識別
  - 1.1  $H / \alpha -$
  - 1.2  $H / A / \alpha -$  ヴィツシャート分類の組あわせ
  - 1.3 正準散乱メカニズム識別の基礎
- 2 ポーラリメトリック干渉計SARデータの解析
  - 2.1 ポーラリメトリック干渉計SARデータの教師なし分類
- 3 散乱特性を保持したポーラリメトリック分類
  - 3.1 散乱モデルベースの分解
  - 3.2 フリーマン-ヴィツシャート分類
  - 3.3 実験結果

# 教師付き分類と教師なし分類

## • 教師付き分類

- コヒーレントな散乱行列ベクターから導かれる特徴ベクターを利用
- 観測されたデータとの類似性や相関で分類
- 教師つき手法は特徴ベクターを既知の地被クラスの計測・測定から求める。
- クラス未知の画素はトレーニングセットと比較し、クラスのメンバーであるか否かを統計的に判定
- 地表参照情報が利用できない場合には、重要なトレーニングセットの選択が困難
- クラスの概念が既存のものに限定される

## • 教師なし分類

- データを物理的なベースで分類
- 特定の画像に依存しない。
- データ特有ではない利点があることである。
- SAR画像を与えられたストラテジーに従って自動的にクラスターを見つけて分類

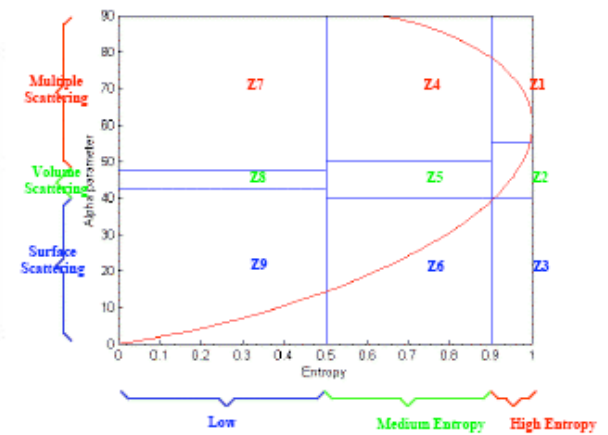
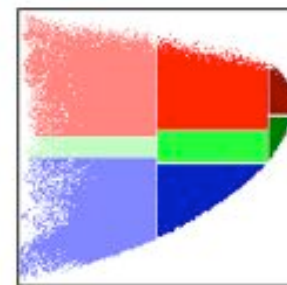
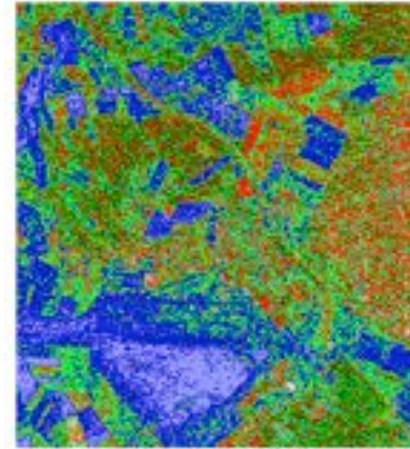
# 偏波散乱メカニズムの教師なしの識別

- 1997年、Cloude教師なし分類法
  - 2次元のH/ $\alpha$ 分類平面を利用して導入
  - ランダムな散乱メカニズム全体が表されている。
  - 散乱データの本質的な可逆性とアルファ角( $\alpha$ )を潜在的な平均的な散乱メカニズムを特定するために利用



# H-A- $\alpha$ による分類

- H- $\alpha$ 面内での分類
- いき値分割



- 距離の測度：距離を測る量

$$d_m = ([T]) = \text{Tr}([T_m]^{-1}[T]) + \ln([T_m])$$

- $[T_m] = E[T | \omega_m]$  クラス $\omega_m$ の平均共分散である。  
また距離測度はルック数に独立であることに注意することが大切である。したがって、シングルルック、マルチルックや偏波スペキュル フィルターされた複素データに適用することができる。教師つき分類では、各クラス毎にを計算するためのトレーニングセットが必要となる。

## 散乱特性を維持した分類

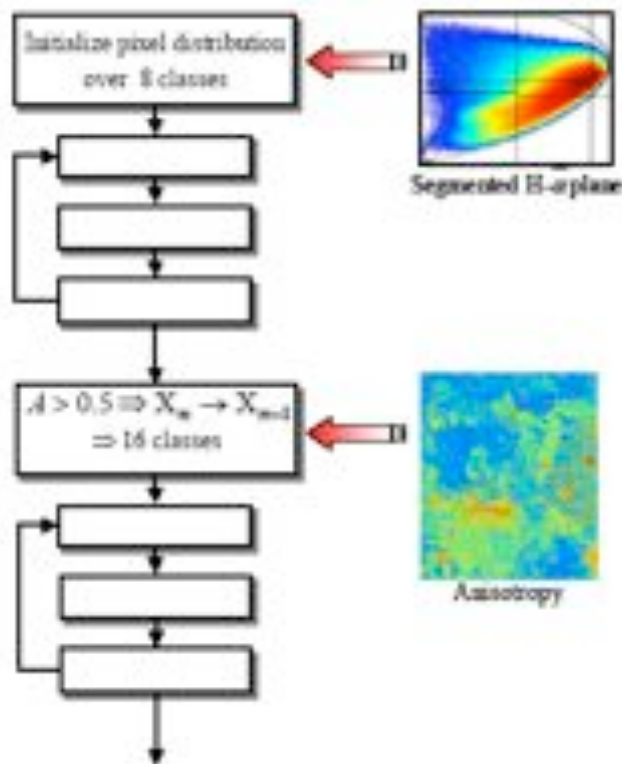
- これまでの分類アルゴリズム
  - 画素を統計的分類
  - 画素の散乱特性を無視
- 散乱特性を維持した分類

# PoISARの地被分類

## フリーマン-ヴィッシャー分類

- フリーマンとデューデン (Freemanと Durden) の散乱分解法を適用
  - 2回バウンス、体積散乱、表面散乱の3カテゴリー (混合散乱を含めることも可)
  - $P_{DB}$ 、 $P_V$ と $P_S$ の間の比較
  - 分類過程でこのカテゴリーを維持
- 教師なし分類: クラスタリング
  - ヴィッシャーの距離測度
- 自動的なカラーの割り当て

# H / A / $\alpha$ - ヴィンチャート分類の組み合わせ



- 教師なしのヴィンチャート分類手順は以下のとおりである。
- 1: ターゲット分解と適用してエントロピーと $\alpha$ を計算する。
- 2: 最初に画像を2次元のH/ $\alpha$ 平面のゾーンで8クラスに初期分類する。
- 3: 各クラスについて、初期クラスターセンター  $[T_m](0)$  ( $k$ =繰り返し数、 $m=1..8$ )
- 4: 距離測度手順を利用して画像全体を分類する。
- 5: ステップ4の分類された画素を利用して  $[T_m](k+1)$  を計算する。
- 6: ステップ4に戻ってユーザが指定した終了基準に到達するまでこれを繰り返す。
- 7: ターゲット分解を適用して 非等方性 (異方性)  $A$  を計算する。
- 8: 第2回目の初期分類を3次元H/A/ $\alpha$ 空間を投影したゾーンで下記の条件で行い、16クラスに分ける。

# PoISARの地被分類

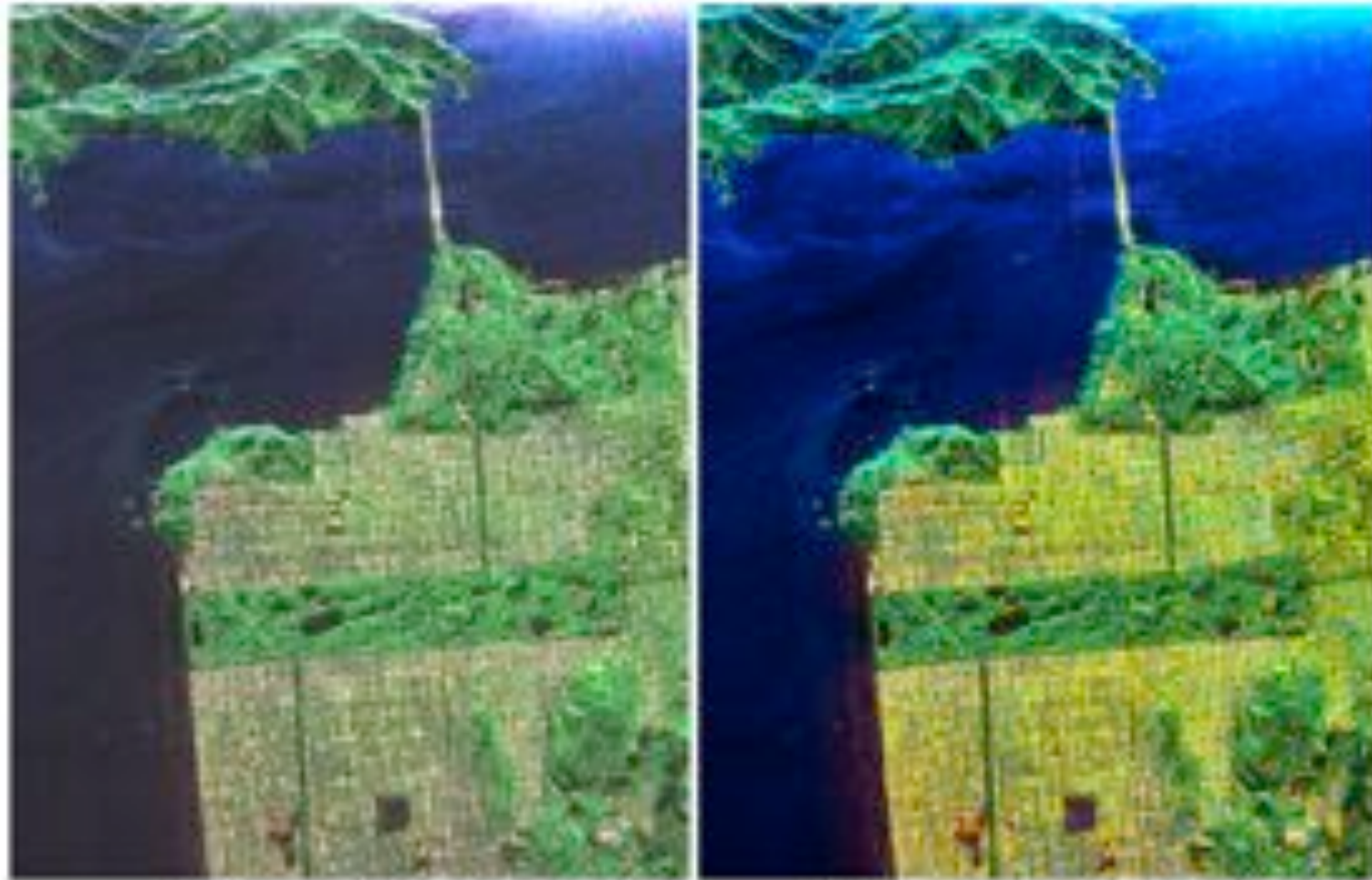
## フリーマン-ヴィッシャー分類

- フリーマンとデューデン (Freemanと Durden) の散乱分解法を適用
  - 2回バウンス、体積散乱、表面散乱の3カテゴリー (混合散乱を含めることも可)
  - $P_{DB}$ 、 $P_V$ と $P_S$ の間の比較
  - 分類過程でこのカテゴリーを維持
- 教師なし分類: クラスターリング
  - ヴィッシャーの距離測度
- 自動的なカラーの割り当て

# 手順



# 例; JPL AIRSAR

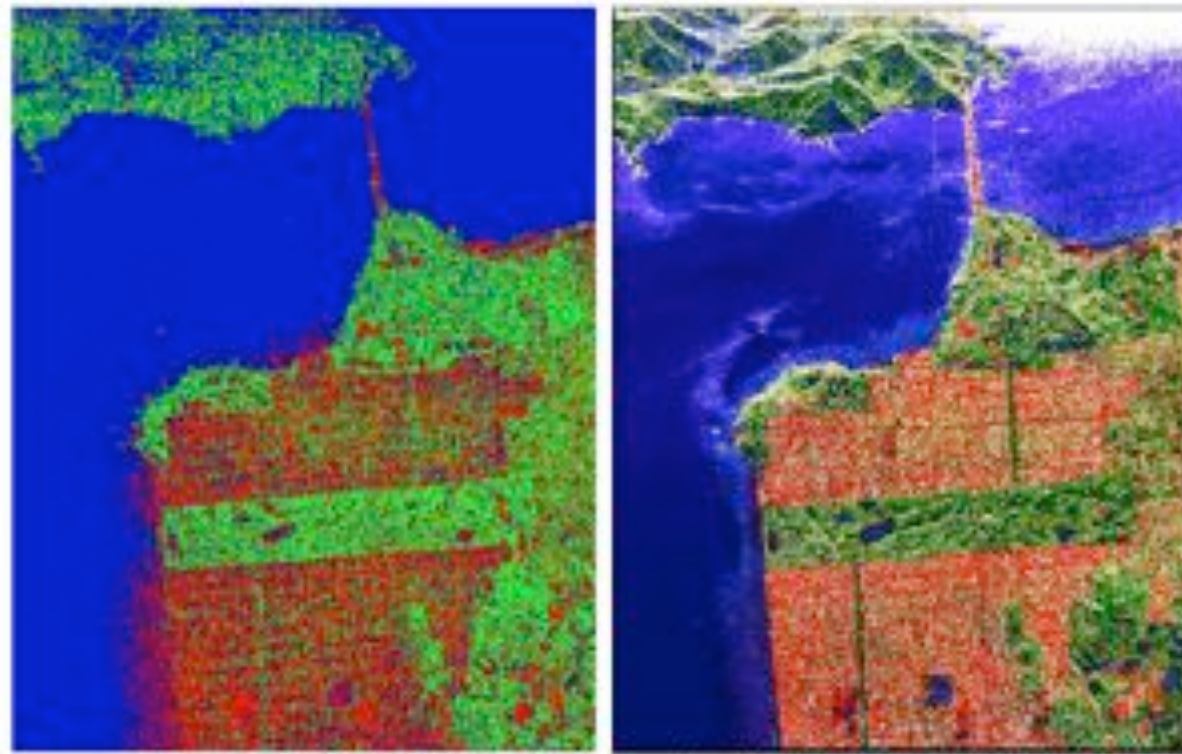


(a)オリジナルの画像

(b)フリーマンの分解

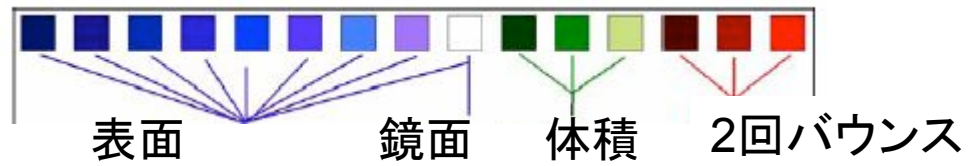


# 散乱カテゴリーと初期クラスター

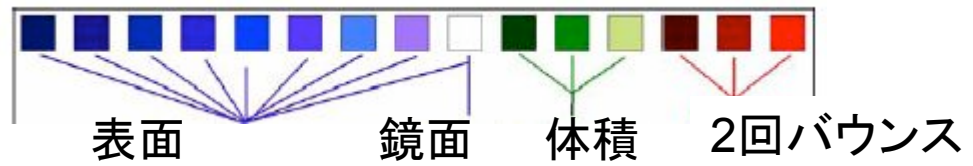


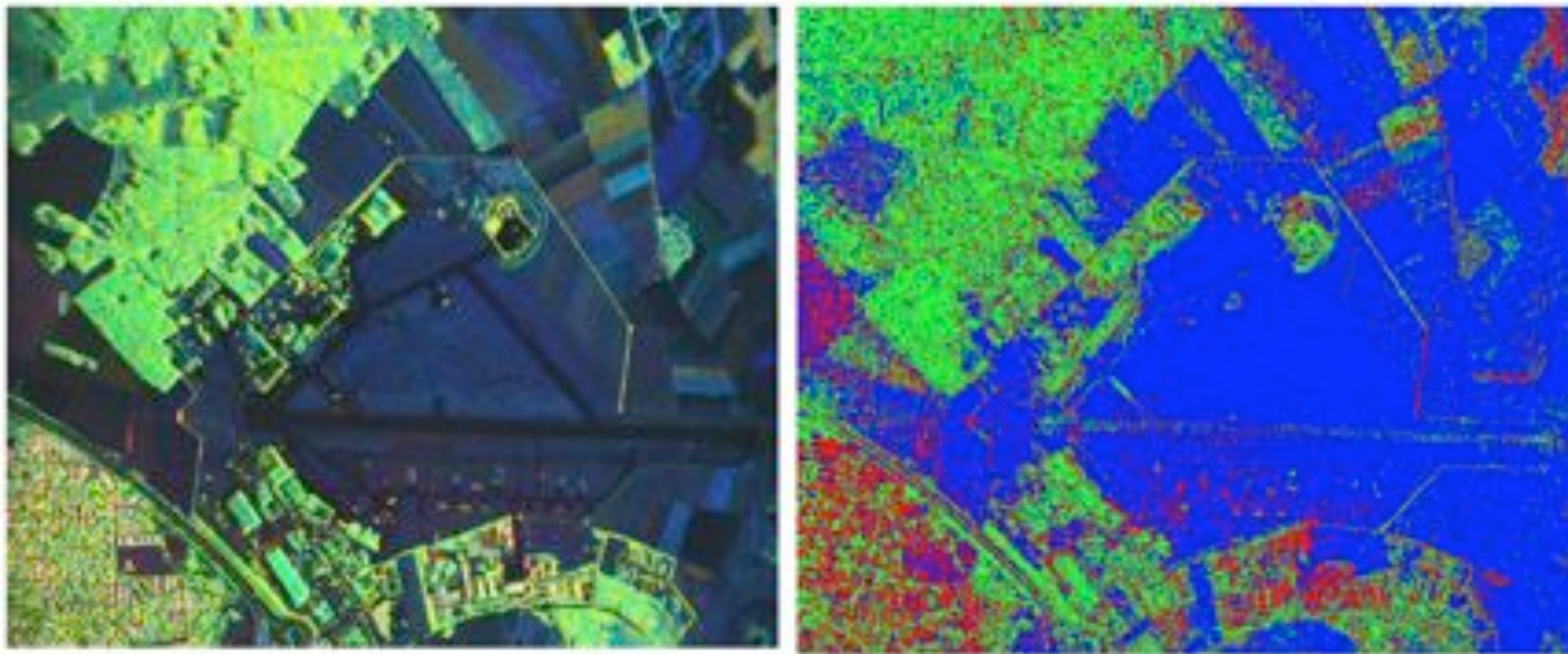
(a) 3つの散乱カテゴリー (b) クラスターを併合して15クラスに

# 分類結果



# 分類結果





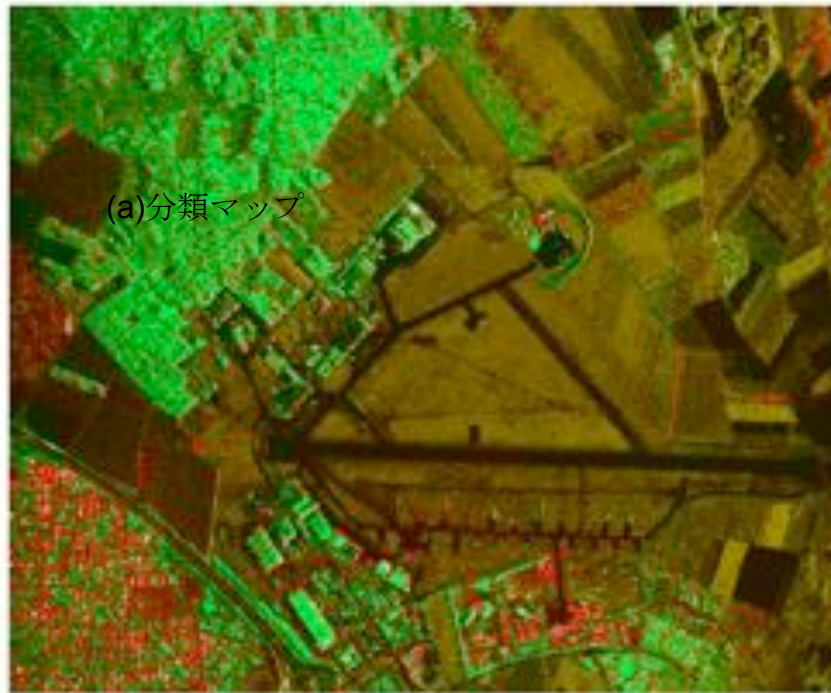
(a) フリーマンの分解

$|P_{DB}|, |P_V|, |P_S|$

オーベルファッツフェンホーフエン地方のDLR E-SAR 画像の特性

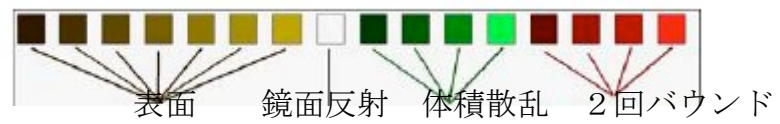
(b) 3つの散乱カテゴリ

$|DBL|, |VOL|, |ODD|$



(a)分類マップ

(a)分類マップ



(b) カラー・コードを付したクラスのラベル

- このアルゴリズム
  - クラス数の選択に柔軟性
  - 分類結果の空間解像度を維持
  - 初期化手順の効率がよい
  - クロードやポッティエー (Cloude および Pottier) の分解とは全く別物である
    - [Lee 1999b][Pottier 2000][Ferro-Famil 2001a][Ferro-Famil 2001c].