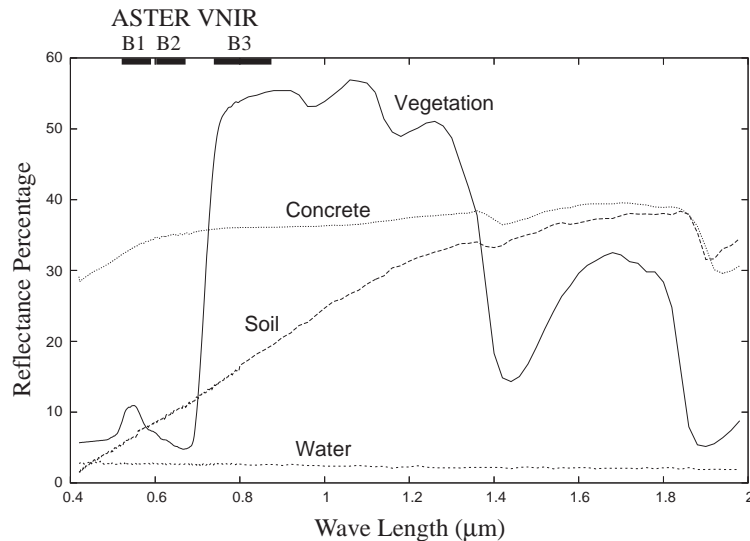


画像分類

1 バンド間演算

衛星画像は、多数の電磁波波長帯の放射量を計測している。その波長域は、可視光の領域から熱赤外の領域までを計測する場合が多い。そして太陽光の反射は、物質によって特徴を持っている。下図は、電磁波の波長別の反射率を代表的な地目ごとにグラフ化したもので、分光反射特性と呼ばれている。可視光の波長帯は、およそ $0.4 \sim 0.7\mu\text{m}$ の範囲であり、それより長い波長は、いわゆる赤外である。植物は人間の目には緑に見えるが、それは可視光において緑の波長帯域にピークを持っているからである。さらに植物は近赤外域で非常に反射率が高い。コンクリートの反射率をも遥かに越えるものであり、近赤外域では極めて反射率が高いことが解る。一方、人工衛星は可視光とは異なる波長帯も観測しているので、物質によって特徴のある観測波長帯を利用して物体判読を行うことが出来る。下図には、人工衛星 Terra の搭載する ASTER VNIR センサのもつ3つの波長帯域も示した。衛星センサの検出できる各波長帯域はバンドと呼ばれ、短い波長から番号が割り振られている。ASTER において最も短い観測波長域は可視光の緑に対応し、Band1 と呼ばれている。Band2 は可視光の赤に対応し、Band3 は近赤外域に対応している。



分光反射特性を用いて、地目を分類するのに最も簡便な方法は、バンド間演算と呼ばれるものである。バンド間演算は、人工衛星センサにより得られた各バンドの値同士について演算処理を施すものである。特にバンドの比を計算することが多い。例えば、植物は近赤外域で高い反射をし、可視光の赤では低い反射となっている。この特徴を利用し、近赤外域と可視光の赤のバンドの比は植物が強調されることとなる。したの式は、植物を強調するためのバンド間演算の例であり、正規化植生指標 (NDVI) と呼ばれている。

$$NDVI = \frac{IR - VR}{IR + VR} \quad (1)$$

ここで、 IR は近赤外でのバンドの値であり、 VR は可視の赤のバンドの値である。ASTER VNIR センサにおいて、 IR は Band3 に対応し、 VR は Band2 に対応する。人工衛星のセンサによって観測波長帯とバンド名は異なるので注意が必要である。 $NDVI$ の値は、 $-1.0 \sim 1.0$ の範囲をとり、大きい値ほど植物が多いといえる。下図は、 $NDVI$ を計算し、画像化したものである。明るい部分ほど植物が多いと推測される。



NDVI計算結果

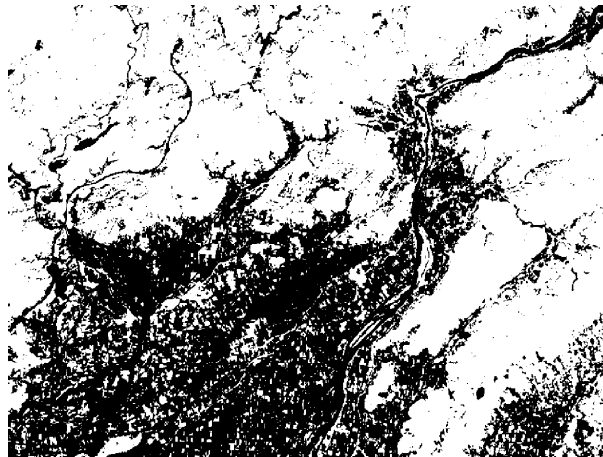
植生以外の地目についても、例えば土の場合は $1.4\mu\text{m}$ より長い赤外のバンドと可視のバンドとのバンド間演算で強調することが出来る。水の場合は土の場合の逆で、可視のバンドと比較的長い波長域の赤外バンドとのバンド間演算が有効である。

ところで、人工衛星センサにより得られた各バンドの値は、デジタルカウント値と呼ばれている。いわゆる生データである。通常、このデジタルカウント値は、センサごとに設定された変換式により、放射量に変換される。さらにその放射量は、大気によって影響を受けているので、大気補正を施す必要がある。しかし、陸域での大気補正は、海洋と異なり様々な物質で覆われているので非常に難しい。したがって、デジタルカウント値そのものを用いることもなされているようだが、多時期のデータを用いて解析する場合は、必ず何らかの大気補正を施す必要がある。

2 閾値処理

2.1 レベルスライス

レベルスライスは、画像の値に応じて分類を行う方法の一つである。例えば、 $NDVI$ の画像において、 $NDVI$ の値が 0 を越える部分と 0 以下の部分に分類する時、 0 というレベルで分けることからレベルスライスと呼ばれる。下図はその例で、 $NDVI$ が 0 を越える部分を白、 0 以下の部分を黒で表現した。



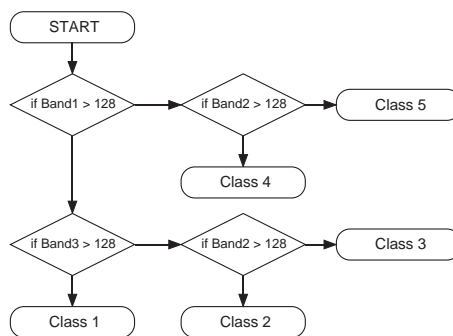
NDVI二値化画像

レベルスライスにおいて、境界値（上の例では0）は、閾値とも呼ばれている。閾値が一つで、二つの項目に分類することは、特に二値化と呼ばれている。

閾値の決定は、非常に重要である。意味のある値を閾値に選ぶことが重要であり、なぜその値が閾値となり得るのかを説明できなければならない。特に時系列データを扱う場合は、時期によって閾値を変化させる必要もあり、システムティックな閾値決定手法を構築しなければならない。

2.2 ディジションツリー

ディジションツリーは、レベルスライスの発展形といえる。レベルスライスは、1バンドのデータを閾値を用いて幾つかに分類することであった。ディジションツリーは、if then のルールにより多バンドのデータを用いた分類する手法である。下図は、その例を示したものである。3つのバンドのデータを利用し、4つのルールにより分類している。



レベルスライスと同様に閾値の決定は重要で、ディジションツリーではさらにルールの組み立て手法も意味付けられるものであることが望まれる。

3 教師データを用いた分類

統計的な手法に基づく分類について解説する．例えば分類項目として，植生，裸地，水域を設定した場合，画像情報における各分類項目の典型的な統計量を求め，その統計量に基づいて各画素を分類する．このとき，各分類項目の典型的な統計量を求めることが重要である．実際には，ある画像を対象に分類する場合，その画像上で確実にその分類項目に合致すると思われる画素を多数抽出し，各分類項目の統計量を求める．この統計量は教師データと呼ばれ，分類の拠り所となるものである．多バンドのデータを取り扱う場合は，多次元の統計量となる．なお，教師データは，トレーニングデータと呼ばれることもある．

3.1 ユークリッド距離

ユークリッド距離は，統計量の平均値のみを用いて分類する方法である．教師データの平均値と各画素の値を比較し，その距離を求め，最も近い距離の分類項目に割り当てる方法である．

バンド数が k の画像において，各画素の値はベクトル x で表すことができる． x は， k 次元のベクトルで以下のように表すことができる．

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \end{pmatrix} \quad (2)$$

そして，ある分類項目の教師データとして n 個の画素があるものとする．教師データを行列 Y で表し，各要素は以下のように y_{ij} で表す．ここで i は画素の番号， j はバンドの番号を表す．

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{k1} & y_{k2} & \cdots & y_{kn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

すると，教師データの各バンドの平均値 μ は以下のように計算できる．

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n y_{i1}/n \\ \sum_{i=1}^n y_{i2}/n \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n y_{ik}/n \end{pmatrix} \quad (4)$$

このとき，分類したい各画素 x と教師データの平均値 μ との距離 d^2 は，次式で表すことが出来る．

$$d^2 = (x - \mu)^T \cdot (x - \mu) \quad (5)$$

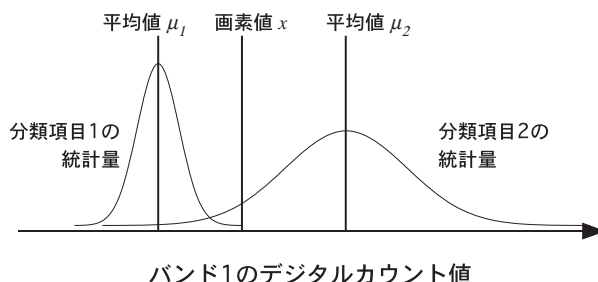
ここで、添字 t は転置行列を表す．ベクトルの転置行列を掛けることによって、ベクトルの各要素の二乗和を計算することが出来る．つまり、次式と等価である．

$$d^2 = (x_1 - \mu_1)^2 + (x_1 - \mu_1)^2 + \cdots + (x_k - \mu_k)^2 \quad (6)$$

各分類項目ごとにユークリッド距離を計算するが、求まった距離のうち、最も距離の近い分類項目が、その画素の分類結果である可能性が高い．これが、ユークリッド距離に基づく分類手法である．

3.2 標準ユークリッド距離

ユークリッド距離は、統計量の分散が考慮されていない．そこで、統計量の分散を考慮した標準ユークリッド距離を用いれば、誤分類が少なくなる．分散が大きい項目は、分散が小さい項目に比べて、ユークリッド距離に比べて距離を小さくしたほうが現実的である．下図は、その様子を表したものである．画素値 x は、二つの分類項目の統計量の平均値と比較した場合、分類項目 1 の μ_1 との距離の方が小さい．しかし、分類項目 2 の分布幅は非常に大きいので、画素値 x は、分類項目 2 である確率の方が高い．



したがって、各バンドの分散行列の逆数を掛けることにより標準化された距離により評価した方がよい．ある分類項目の教師データ Y における各バンドの分散 $s = (s_1, s_2, \dots, s_k)$ は、各バンドの平均値を μ とすると、次式で計算できる．

$$s = \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n (y_{i1} - \mu_1)^2 / n \\ \sum_{i=1}^n (y_{i2} - \mu_2)^2 / n \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n (y_{ik} - \mu_k)^2 / n \end{pmatrix} \quad (7)$$

この分散ベクトルを行列 S で表すと、次式となる．

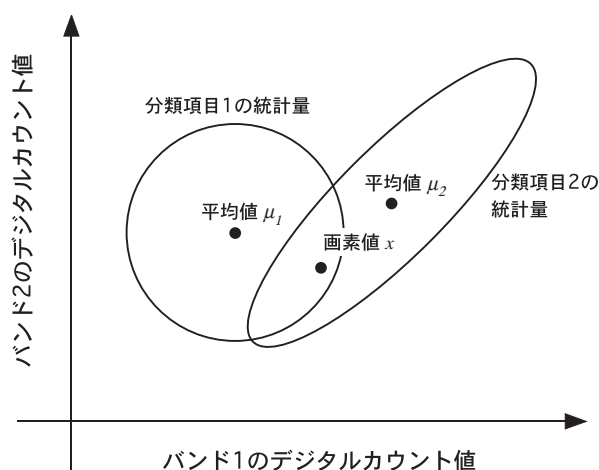
$$S = \begin{pmatrix} s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & s_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s_k \end{pmatrix} \quad (8)$$

行列で分散を表すことによって、標準ユークリッド距離の計算式が解りやすく表現できる。つまり、標準ユークリッド距離 d^2 は、分散行列 S の逆行列を用いて、次式で表すことができる。

$$d^2 = (x - \mu)^T \cdot S^{-1} \cdot (x - \mu) \quad (9)$$

3.3 マハラノビス距離

標準ユークリッド距離で統計量の分散が考慮され他が、各バンド間での共分散は考慮されていない。下図は、その様子を示したものである。分類項目 2 は、バンド 1 とバンド 2 において強い相関を持っている。したがって、画素値 x と平均値との距離は、分類項目 1 の μ_1 の方が近いが、相関関係を見ると分類項目 2 に分類される確率の方が高いといえる。



そこで、統計量の共分散を考慮したマハラノビス距離を用いれば、さらに誤分類が少なくなる。なお、ある分類項目の教師データ Y におけるバンド 1 とバンド 2 の共分散 s_{12} は、次式で計算できる。

$$s_{12} = \sum_{i=1}^n (y_{i1} - \mu_1)(y_{i2} - \mu_2)/n \quad (10)$$

したがって、共分散行列 Σ は、次式で表すことができる。

$$\Sigma = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1k} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{k1} & s_{k1} & \cdots & s_{kk} \end{pmatrix} \quad (11)$$

標準ユークリッド距離と同様に、各バンドの共分散行列の逆数を掛けることにより共分散が考慮されたマハラノビス距離が計算できる。つまり、マハラノビス距離 d^2 は、共分散行列 Σ の逆行列を用いて、次式で表すことができる。

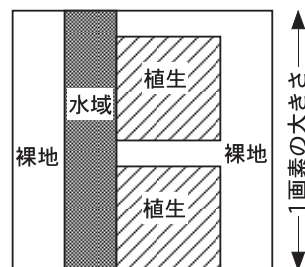
$$d^2 = (x - \mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x - \mu) \quad (12)$$

3.4 オブジェクト指向分類

教師データに基づく分類において、これまでは、各画素をいずれかの分類項目に割り当てる手法であった。つまり、画素単位で統計量を比較して分類する手法である。画素単位では細かすぎて誤分類が多くなるのも事実であろう。そこで、ある一定の範囲を対象に、その統計量と教師データの統計量とを比較して分類する方法もある。これをオブジェクト指向分類と呼んでいる。一定の範囲をオブジェクトとして扱うためである。ただ、一定の範囲をどのように決めるかが問題で、田畑等の農地であれば区画が決まっているので簡単であるが、自然植生や無秩序に乱立するものが含まれている地域においては、非常に難しい。

4 ミクセル分析

教師データに基づく分類にしてもオブジェクト指向分類にしても、各画素の中身までは考慮されていない。しかし細かく考えると、各画素の中身が、いずれかの分類項目のみで構成されていることは、海洋や砂漠を除いてあまりない。ほとんどの画素は、様々な地目で構成されている。このような画素をミクセルと呼んでいる。mixed pixel の略である。下図は、その状況を示したもので、この場合、一つの画素の中には、水域、植生、裸地で構成されている。



ある画素における構成地目

画素の輝度値が、各地目の面積に依存するものであれば、輝度を求めるモデルを構築することが出来る。上図における水域の面積を a_w 、植生の面積を a_v 、裸地の面積を a_s とし、線形モデルが適用できるとすると、次式で輝度値 I を表すことが出来る。

$$I = c_w a_w + c_v a_v + c_s a_s \quad (13)$$

ここで、 c_w, c_v, c_s は、変換係数である。この変換係数をどのように決定するかが重要な問題となる。現地調査結果や非常に高分解能のデータを用いれば、各地目の面積 a_w, a_v, a_s は求まる。3つ以上の画素において各地目の面積と輝度値を上式に入力すれば、最小二乗法により変換係数を求めることが出来る。求まった変換係数より、次に輝度値から逆に各地目の面積を求めるには、一つの式では求められない。この場合、3つの未知数があるので、少なくとも3つの式が必要になる。したがって、3つのバンドを持つものであれば、3つの地目の面積を推定することが可能である。つまり、3つのバン

ドの場合，次式で各バンドの輝度値を表すことが出来る．

$$\begin{cases} I_1 = c_{w1}a_w + c_{v1}a_v + c_{s1}a_s \\ I_2 = c_{w2}a_w + c_{v2}a_v + c_{s2}a_s \\ I_3 = c_{w3}a_w + c_{v3}a_v + c_{s3}a_s \end{cases} \quad (14)$$

各変換係数が求まっていれば，各バンドの輝度値 I_1, I_2, I_3 を上式に代入すれば，各地目の面積 a_w, a_v, a_s は求まる．これを求めるには，連立方程式を解く方法が最も簡単であるが，バンド間の相関が高い場合は解が不安定となる．したがって，別の方法で最適解を見つけなければならない．