

農地におけるミクセルデータのエンドメンバー推定

栗津 勤*・沖 一雄*・大政謙次*

Endmember Estimation of Mixed Pixel Data in Agricultural Area

Tsutomu AWADU*, Kazuo OKI* and Kenji OMASA*

Abstract

When the agricultural area is evaluated by the remote sensing image, crop and soil can be considered taking various coverages within a pixel by the growth stage of crop. If the large deviation to the coverage of crop and soil is seen, it was possible to estimate endmembers by the conventional singular value decomposing method. However, if the large deviation to the coverage of crop and soil is not seen, it is difficult to estimate endmembers by the conventional singular value decomposition method. In this paper, by using not only the singular value decomposition method but also three restricted conditions and maximum-minimum average, it became possible to estimate endmembers and coverages more precisely also in such cases.

Keywords : Remote Sensing, Mixed pixel, Singular value decomposition method, Unmixing method, Crop coverage

1. はじめに

リモートセンシング技術は、広い範囲を瞬時に計測できる広域性や、同じ場所を時系列的に観測できる反復性、データがデジタル形式で得られるデジタル性などから、農地においても効果的である¹⁾。例えば、農業管理の点で言えば、大規模農地にリモートセンシングを利用することで、農作物の育成状況を把握でき、施肥や灌漑の効率化が容易となる。また、農作物の被覆率の情報を得ることで農地の生産量を予測することも可能となる。これらのことより、農地におけるリモートセンシング技術の研究や利用が盛んに行われている。

近年、リモートセンシング技術の発展はめざましく、特に空間分解能の向上が著しくなっている。具体的には、数m×数mの空間分解能を有するセンサを搭載した衛星が打ち上がっており、様々な地域において土地被覆分類を高い精度で推定することが期待されている。しかしながら、農地を対象エリアとした場合は、数m×数mの空間分解能でも1画素内に農作物と土壌が混在しているミクセル(Mixed Pixel)である場合が多いため、高精度な土地被覆計測が難しいと考えられる。従って、リモートセンシングで得られた農地の画像データから、より詳細な情報を得るためには、ミクセル内の情報をより詳細に知る必要がある。

現在までに、ミクセル内に混在するカテゴリーの被覆率を推定する手法として、画素内が均一のカテゴリーで覆われた場合の輝度値、すなわちエンドメンバーを既知として、各カテゴリーの被覆率を推定する研究が報告されている^{2)~4)}。しかしながら、農地などではどの画素にも土壌と農作物が混在しており、ピュアヒクセル、すなわち均一のカテゴリーで覆われている画素の部分抽出することは難しいと考えられる。この問題に対して、未知のカテゴリーのエンドメンバーを観測データのみから推定する研究が報告されている⁵⁾。しかしながら、そこでは一つのカテゴリーの被覆率が大部分を占めているような偏ったミクセルを含む観測データを用いているため、カテゴリーの被覆率の偏ったリモートセンシング画像データである場合でしか適用できないという問題がある。対象が農地の場合は、農作物の生育ステージによって農作物の被覆率が様々に変わるため、偏りの少ないミクセルである場合が多いと考えられる。従って、カテゴリーの被覆率が偏っていないミクセルが多くを占めているような農地を対象にした場合では、対象物の被覆率を推定するための新たな手法を開発する必要がある。

さらに、特異値分解法を用いて未知のエンドメンバーを推定する研究も報告されている⁶⁾。この方法は、スペクトル波形に顕著なピークを持つ対象を扱う場合では、未知のエンドメンバーを推定することができるが、リモートセンシングで扱うスペクトル波形には、顕著なピークが存在し

(2003. 5. 15 受付, 2003. 11. 27 改定受理)

* 東京大学大学院農学生命科学研究科
〒113 8657 東京都文京区弥生 1-1-1

* Graduate School of Agricultural and Life Sciences, The University of Tokyo, 1-1-1 Yayoi, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8657, Japan

ベクトル $[X]$ を示す。ここで、 $[S]$ と $[C]$ は未知で、 $[X]$ のみ既知として、未知の $[S]$ と $[C]$ を推定するために特異値分解法を用いる。

まず、 $[X]$ 、 $[X]^T$ と $[X]^T [X]$ の固有値、固有ベクトルを求めた結果、固有値、固有ベクトルの数が2、すなわち Rank が2であったため、カテゴリー数が2と推定された。これは、設定したカテゴリー数と一致している。カテゴリー数が2と推定されたことにより、未知行列 $[T]$ は 2×2 行列として、 $[T]$ の行列成分4個の値を絞り込む。具体的には-1.000 から 1.000 まで 0.1 刻みに、 $[T]$ の行列成分4個の値を変えていき、 $[S] = [U] [T]$ 、 $[C] = [T]^T [P]$ $[V]$ が全て正になるような $[T]$ を探索した。その結果、多

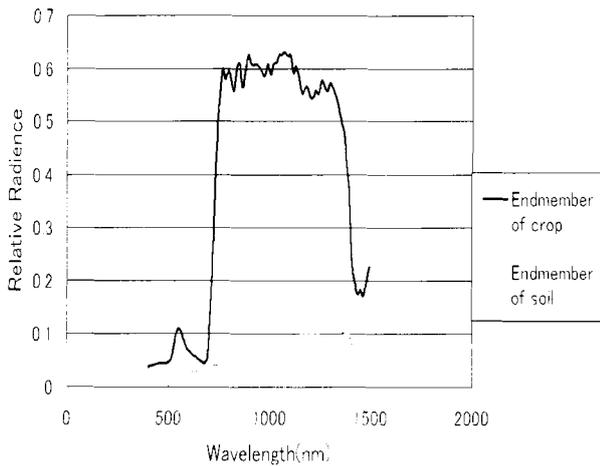


Fig. 1 True endmembers of crop and soil.

Table 1 True coverage (Case I).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Coverage of crop	0.100	0.800	0.450	0.220	0.980
Coverage of soil	0.900	0.200	0.550	0.780	0.020

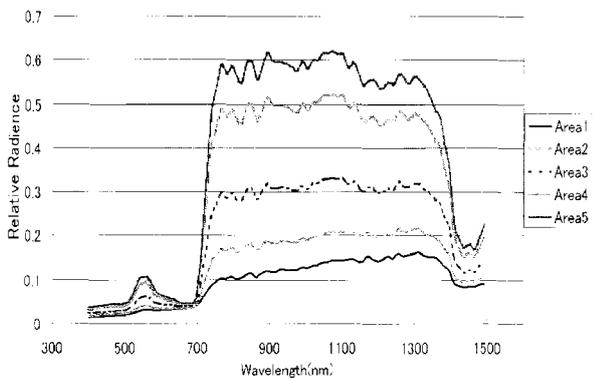


Fig. 2 Measured spectral radiance in each area (Case I).

くの $[T]$ が推定されたため、 $C_{1,1} + C_{1,2} = Csum1$ 、 $C_{2,1} + C_{2,2} = Csum2 \dots C_{5,1} + C_{5,2} = Csum5$ とおき、カテゴリーの被覆率の和が1であるとして、 $[T]$ の個数を絞り込んだ。実際には、 $Csum1$ 、 $Csum2$ 、 $Csum3$ 、 $Csum4$ 、 $Csum5$ が全て 0.998 から 1.002 までとする条件を付加した。

条件 2 Csum 拘束条件 : $0.998 < Csum1 < 1.002$, ..., $0.998 < Csum5 < 1.002$

特異値分解法に条件1のみ付加して推定して求めた多数の未知行列 $[T]$ は、条件2をさらに付加することで4組の推定結果に絞り込まれたが、複数のエンドメンバー候補が存在する。そこで本研究では、複数のエンドメンバーが推定された場合、(8)式に示すように最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーを平均したものを推定エンドメンバーとして評価した。

$$\text{最大最小平均 : } SEstimate = (S_{Max} - S_{Min}) / 2 \quad (8)$$

Fig. 3に、4組の $[T]$ から $[U] [T]$ を計算することによって推定したエンドメンバー $[S]$ を示す。そして、求めた4つのエンドメンバー $[S]$ のうち、最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーを平均して、推定結果とする。各波長において推定結果と真値の差を計算すると、農作物では最大で0.013、土壌では最大で0.0015となり、エンドメンバー $[S]$ が高精度に推定されていることがわかる。このことより、農作物と土壌の被覆率が2%から98%のミクセルの場合、条件1と条件2を付加した特異値分解法を使用することにより、エンドメンバー $[S]$ を精度良く推定できることが示せた。

(Case II) 被覆率 40%~60%

ここでは、Table 2に示したように被覆率 $[C]$ を40%から60%の範囲で変化させる。Fig. 4に、そのときの観測スペクトル $[X]$ を示す。Fig. 4からわかるように、Fig. 2と比較して、エリア間のスペクトル波形に差異が見られなく

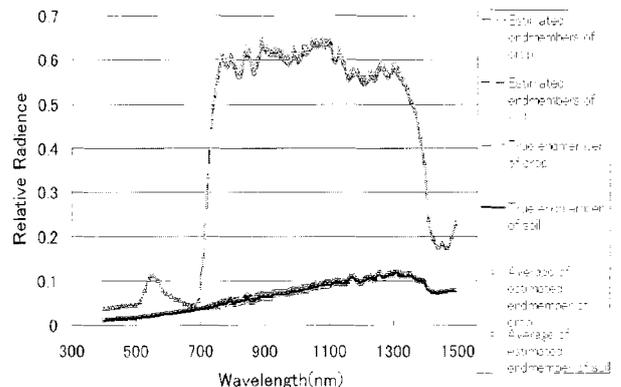


Fig. 3 True and estimated endmembers (Case I).

ベクトル $[X]$ を示す。ここで、 $[S]$ と $[C]$ は未知で、 $[X]$ のみ既知として、未知の $[S]$ と $[C]$ を推定するために特異値分解法を用いる。

まず、 $[X]$ $[X]^T$ と $[X]^T [X]$ の固有値、固有ベクトルを求めた結果、固有値、固有ベクトルの数が2、すなわち Rank が2であったため、カテゴリー数が2と推定された。これは、設定したカテゴリー数と一致している。カテゴリー数が2と推定されたことにより、未知行列 $[T]$ は2×2行列として、 $[T]$ の行列成分4個の値を絞り込む。具体的には-1,000から1,000まで0.1刻みに、 $[T]$ の行列成分4個の値を変えていき、 $[S] = [U][T]$ 、 $[C] = [T]^{-1}[P][V]$ が全て正になるような $[T]$ を探索した。その結果、多

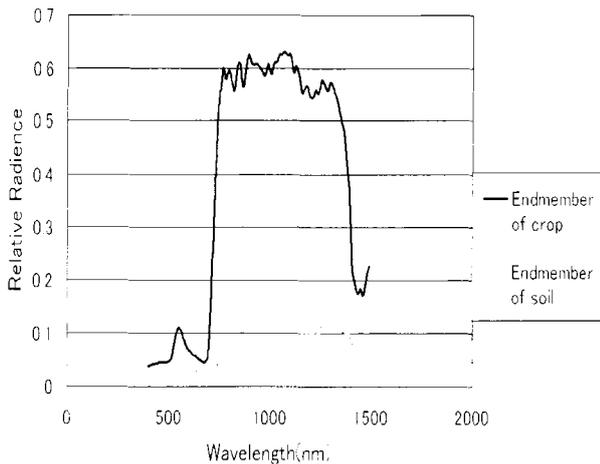


Fig. 1 True endmembers of crop and soil.

Table 1 True coverage (Case I).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Coverage of crop	0.100	0.800	0.450	0.220	0.980
Coverage of soil	0.900	0.200	0.550	0.780	0.020

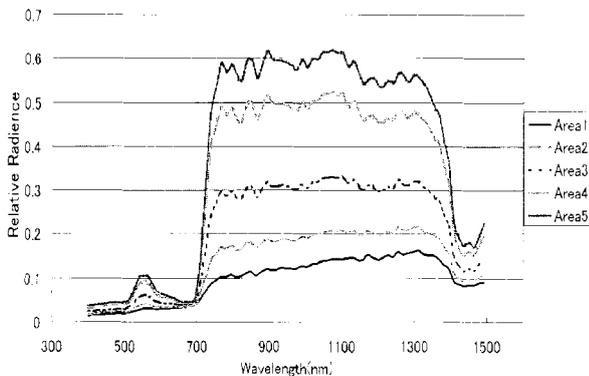


Fig. 2 Measured spectral radiance in each area (Case I).

くの $[T]$ が推定されたため、 $C_{1,1}+C_{1,2}=Csum1$ 、 $C_{2,1}+C_{2,2}=Csum2 \dots C_{5,1}+C_{5,2}=Csum5$ とおき、カテゴリーの被覆率の和が1であるとして、 $[T]$ の個数を絞り込んだ。実際には、 $Csum1$ 、 $Csum2$ 、 $Csum3$ 、 $Csum4$ 、 $Csum5$ が全て0.998から1.002までとする条件を付加した。

条件2 Csum 拘束条件 : $0.998 < Csum1 < 1.002$, ..., $0.998 < Csum5 < 1.002$

特異値分解法に条件1のみ付加して推定して求めた多数の未知行列 $[T]$ は、条件2をさらに付加することで4組の推定結果に絞り込まれたが、複数のエンドメンバー候補が存在する。そこで本研究では、複数のエンドメンバーが推定された場合、(8)式に示すように最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーを平均したものを推定エンドメンバーとして評価した。

$$\text{最大最小平均 : } SEstimate = (S_{Max} + S_{Min}) / 2 \quad (8)$$

Fig. 3に、4組の $[T]$ から $[U][T]$ を計算することによって推定したエンドメンバー $[S]$ を示す。そして、求めた4つのエンドメンバー $[S]$ のうち、最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーを平均して、推定結果とする。各波長において推定結果と真値の差を計算すると、農作物では最大で0.013、土壌では最大で0.0015となり、エンドメンバー $[S]$ が高精度に推定されていることがわかる。このことより、農作物と土壌の被覆率が2%から98%のミクセルの場合、条件1と条件2を付加した特異値分解法を使用することにより、エンドメンバー $[S]$ を精度良く推定できることが示せた。

(Case II) 被覆率40%~60%

ここでは、Table 2に示したように被覆率 $[C]$ を40%から60%の範囲で変化させる。Fig. 4に、そのときの観測スペクトル $[X]$ を示す。Fig. 4からわかるように、Fig. 2と比較して、エリア間のスペクトル波形に差異が見られなく

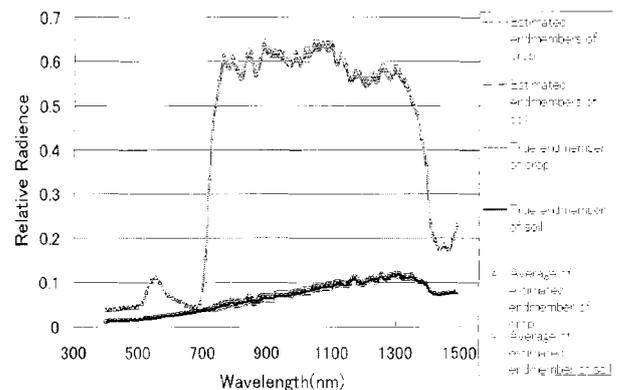


Fig. 3 True and estimated endmembers (Case I).

なっている。すなわち、観測スペクトル [X] の互いの情報がよく似ているために、エンドメンバー [S] を推定することが困難になっている。Fig. 5 に条件 1 と条件 2 を付加した特異値分解法によって推定されたエンドメンバー [S] を示す。ここでも、行列 [X] の Rank は 2 として算出された。Fig. 5 より、農作物および土壌とも、推定された結果に大きなばらつきがあり、十分に推定結果を絞りきれていないことがわかる。エンドメンバーの推定結果は 28 組求まり、各波長ごとに最大と最小のエンドメンバーを平均し真値との誤差を算出すると、最大誤差は農作物では 0.015、土壌では 0.110 となっている。Fig. 3 における最大誤差が農作物で 0.013、土壌で 0.0015 であるのと比較すると、土壌において特に増大している。また、土壌の 700 nm から 800 nm の波長域において急激な傾きが存在していることが分かる。以上の結果より、条件 1 と条件 2 を付加した特異値分解法による推定法では、農作物および土壌の被覆率が 40% から 60% のミクセルにおいて、エンドメンバーの推定が

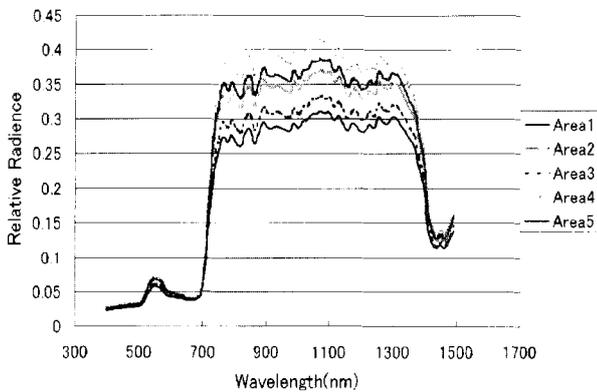


Fig. 4 Measured spectral radiance in each area (Case II).

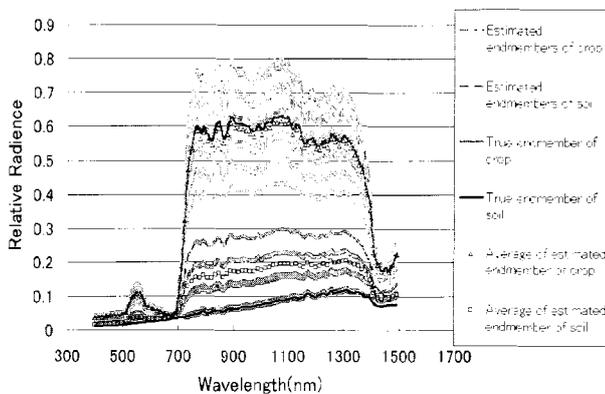


Fig. 5 True and estimated endmembers (Case II).

難しく、改善が必要であると言える。

3. 新条件付加によるエンドメンバーの推定

Fig. 5 より、従来の条件を用いて特異値分解法によって得られた 700 nm から 800 nm の波長域において、農作物では全てのエンドメンバーの推定結果で、スペクトル波形に急激な傾きが確認できるのに対し、土壌では一部の推定結果で急激な傾きが確認された。一般に土壌の反射スペクトルは基礎的知見から、700 nm から 800 nm の波長域において急激な傾きは存在しないため、急激な傾きが見られたエンドメンバーの推定結果を取り除く必要がある。そこで本研究では急激な傾きが見られたエンドメンバーの推定結果を取り除くために、スペクトル波形の傾きに着目した。具体的には、 $dif_{1,j} = S_{j,1} - S_{j-1,1}$ と $dif_{2,j} = S_{j,2} - S_{j-1,2}$ の相関係数 Cor を (8) 式のように定める。ただし、 \overline{dif}_1 は $dif_{1,k}$ の平均を表している。

$$Cor = \frac{\sum_{k=1}^{78} (dif_{1,k} - \overline{dif}_1) (dif_{2,k} - \overline{dif}_2)}{\sqrt{\left(\sum_{k=1}^{78} (dif_{1,k} - \overline{dif}_1)^2\right)} \sqrt{\left(\sum_{k=1}^{78} (dif_{2,k} - \overline{dif}_2)^2\right)}} \quad (8)$$

本研究では、急激な傾きが確認された土壌のエンドメンバーの推定結果を取り除くために相関係数 $Cor \geq 0.2$ となる推定結果を取り除く条件を設定した。

条件 3 相関係数拘束条件 : $Cor < 0.2$

Fig. 6 に、Table 2 で示した被覆率の下で特異値分解法に条件 1、条件 2、条件 3 を付加して推定されたエンドメン

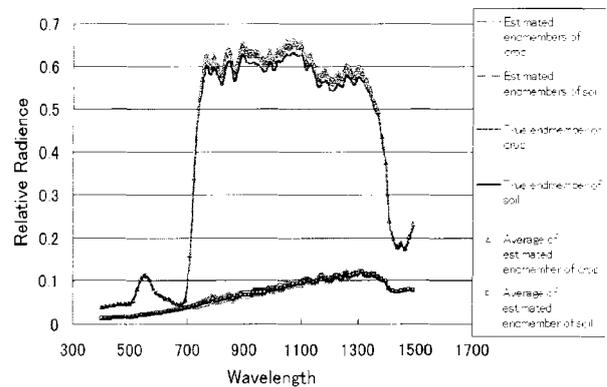


Fig. 6 True and estimated endmembers (Case II).

Table 2 True coverage (Case II).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Coverage of crop	0.410	0.520	0.450	0.600	0.550
Coverage of soil	0.590	0.480	0.550	0.400	0.450

バーを示す。Fig. 5 の推定結果と比較すると、条件3を付加したことにより、推定結果のばらつきが抑えられ、絞られていることがわかる。ここでは4組の推定結果に絞られ、これらの結果に対して最大と最小のエンドメンバーを平均し、各波長ごとに真値と比較したところ、最大誤差も農作物において0.023、土壌においては0.0031と、土壌のエンドメンバー推定誤差において著しい改善が見られた。従って、条件3を使用することで被覆率が40%から60%の場合でもエンドメンバー[S]を精度良く推定できることがわかった。

(Case III) 被覆率45%~55%

ここでは、農作物と土壌の被覆率を45%から55%とさらに狭めて変化させ、条件3の相関係数拘束を導入し、推定結果を絞り込むことができるかどうかを検討した。Table 3にこのときの農作物と土壌の被覆率を、Fig. 7に観測スペクトルを示す。Fig. 8にその観測スペクトル[X]からエンドメンバー[S]を求めた推定結果を示す。ここでも行列[X]のRankは2であり、エンドメンバーの推定結果は20組算出された。また、最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーを平均した推定結果と真値の各波長における誤差を算出したところ、農作物で0.025、土壌は0.0025の最大誤差でエンドメンバー[S]のスペクトル波形を推定できることがわかった。従って、被覆率を45%~55%に変化させた場合においても、特異値分解法と3つの拘束条件によって、高精度にエンドメンバー[S]を推定できることが示された。

農作物と土壌のどちらかの被覆率が90%を越すような

Table 3 True coverage (Case III).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Coverage of crop	0.470	0.520	0.450	0.500	0.550
Coverage of soil	0.530	0.480	0.550	0.500	0.450

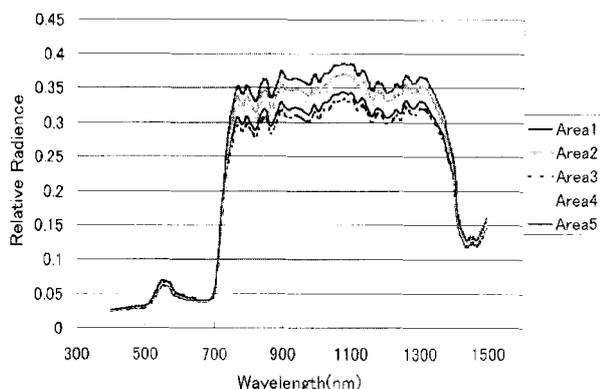


Fig. 7 Measured spectral radiance in each area (Case III).

偏りの大きな被覆率のミクセルについては、特異値分解法と条件1:非負拘束、条件2:Csum拘束のみによって、最大誤差を農作物において0.013、土壌において0.0015でエンドメンバー[S]を推定できた。しかしながら、農作物と土壌の被覆率が40%から60%のミクセルではさらに条件を付加する必要があることがわかった。そこで、条件3:相関係数拘束条件を付加することにより、エンドメンバー[S]を農作物において最大誤差0.023、土壌において最大誤差0.0031で推定することができた。また、被覆率が45%から55%のミクセルにおいても同様の手法で、農作物の最大誤差0.025、土壌の最大誤差0.0025の精度で、エンドメンバー[S]を推定することができることを示した。よって、農地において農作物と土壌の2カテゴリーを対象とした場合では、条件1:非負拘束、条件2:Csum比拘束、条件3:相関係数拘束、の手順を踏むことで、観測スペクトル[X]のみから農作物と土壌の被覆率がいかなる場合でも、真の値に近いエンドメンバー[S]が求められることがわかった。Fig. 9に本研究で提案するエンドメンバー推定法のフローチャートを示す。

4. 作物と土壌の被覆率の推定

3章では、農地において、農作物と土壌の2カテゴリーを対象とした場合に、特異値分解法に3つの条件を付加することで、未知行列[T]を十分に拘束することができ、エンドメンバー[S]を誤差0.025以内で推定できることを示した。ここでは、条件1から条件3によって拘束された[T]を用いて農作物と土壌の被覆率[C]を求め、真の値と比較した。

Table 4に農作物と土壌の被覆率を2%から98%まで変化させた場合の被覆率[C]を、Table 5に被覆率を40%から60%まで変化させた場合の農作物と土壌の被覆率[C]を、Table 6に被覆率を45%から55%まで変化させた場合の農作物と土壌の被覆率[C]を示した。Table 4, Table

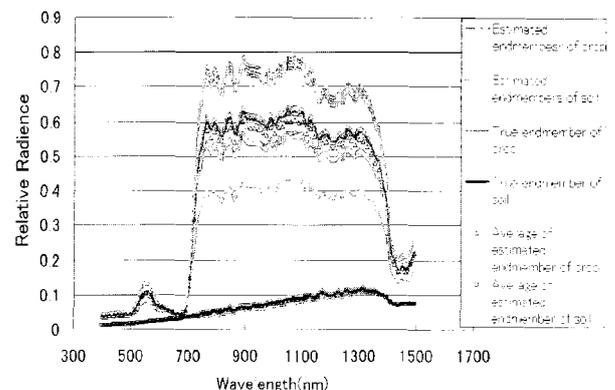


Fig. 8 True and estimated endmembers (Case III).

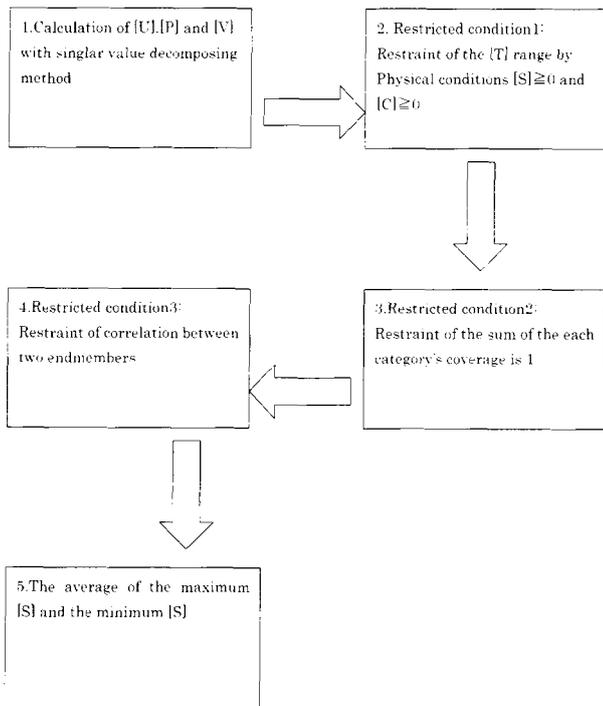


Fig. 9 Flowchart for estimating endmembers, [S].

Table 4 Estimated and true coverage of crop and soil (Case I).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Estimated coverage of crop	0.082	0.795	0.439	0.205	0.978
Estimated coverage of soil	0.918	0.204	0.561	0.795	0.021
True coverage of crop	0.100	0.800	0.450	0.200	0.980
True coverage of soil	0.900	0.200	0.550	0.800	0.020

Table 5 Estimated and true coverage of crop and soil (Case II).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Estimated coverage of crop	0.402	0.507	0.440	0.583	0.540
Estimated coverage of soil	0.580	0.493	0.560	0.417	0.465
True coverage of crop	0.410	0.520	0.450	0.600	0.550
True coverage of soil	0.590	0.480	0.550	0.400	0.450

Table 6 Estimated and true coverage of crop and soil (Case III).

	Area1	Area2	Area3	Area4	Area5
Estimated coverage of crop	0.471	0.520	0.451	0.500	0.549
Estimated coverage of soil	0.529	0.480	0.549	0.500	0.451
True coverage of crop	0.470	0.520	0.450	0.500	0.550
True coverage of soil	0.530	0.480	0.550	0.500	0.450

5. Table 6より、条件1から条件3によって、農作物と土壌の被覆率の違いにかかわらず、農作物と土壌の被覆率を誤差0.018以内で推定できていることがわかる。以上のことから、条件1から条件3により、エンドメンバー [S] お

よび農作物と土壌の被覆率 [C] を精度良く推定できることがわかった。

5. ま と め

農作物と土壌の被覆率の偏りが小さいミクセルにおけるエンドメンバー [S] と被覆率 [C] の推定は、特異値分解法のみでは未知行列 [T] の絞り込みは困難であった。本研究では、条件1：非負拘束、条件2：Csum比拘束、条件3：相関係数拘束、の3つの条件を加え、さらに最大と最小のエンドメンバーを平均することにより、農作物と土壌の被覆率の偏りが小さいミクセルでも、エンドメンバー [S]、被覆率 [C] の推定が可能であることを示せた。しかしながら今後は、複数のエンドメンバーが推定された場合に、最大のエンドメンバーと最小のエンドメンバーの平均による推定の妥当性について検討しなければならないと考えている。さらに、条件1から条件3を付加した特異値分解法が実際のリモートセンシング画像に適用できるかについても検討する予定である。また、農作物、土壌に限らない、2カテゴリー混合ミクセルでも、条件1から条件3を付加した特異値分解法でエンドメンバーを推定することができるかについて、検討を行いたいと考えている。そして、3カテゴリー以上の混合ミクセルデータにおいてエンドメンバーを推定する方法についても検討していく予定である。

参 考 文 献

- 1) 斎藤元也：農業分野のリモートセンシング，リモートセンシング学会誌，21 (1)，pp. 78-81，2001.
- 2) 稲村 實：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，電子情報通信学会誌，70C (2)，pp. 241-250，1987.
- 3) 伊藤直史，藤村貞夫：画素のカテゴリー分解による面積比推定，計測自動制御学会論文集 23 (8)，pp. 800-805，1987.
- 4) 沖 一雄，船越祐哉，稲村 實：ハイハースペクトルデータによる画素内特定被覆率推定に関する研究—植生被覆率の推定—，日本リモートセンシング学会誌，20 (3)，pp. 241-257，2000.
- 5) 喜安千弥，藤村貞夫：多重分解画像における画素内面積比の適応的推定，計測自動制御学会論文集，39 (2)，pp. 97-103，2003.
- 6) Kenji Sasaki, Satoshi Kawata and Shigeo Minami: Estimation of Component Spectral Curves from Unknown Mixture Spectra, Applied Optics, 23 (12), pp. 1955-1959, 1984.
- 7) 沖 一雄，大政謙次，稲村 實：ミクセル分解による植生リモートセンシングのための植生被覆率と活性度の分離，J. Agric. Meteorol. 58 (1)，pp. 33-39，2002.

〔著者紹介〕

●大政 謙次 (オオマサ ケンジ)



所属：東京大学大学院農学生命科学研究科，1950年12月生。'75年愛媛大学大学院農学研究科（農業工学）修士課程修了。'76年環境庁国立公害研究所（現在：国立環境研究所）に入所。'87年同技術部室長。'90年同生物圏環境部室長。'98年筑波大学生物科学研究科教授（併任），'99年東京大学大学院農学生命科学研究科教授，現在に至る。'85年工学博士（東京大学）。植物や生態の構造や機能の画像計測，リモートセンシングに関する研究に従事。また，環境汚染や地球温暖化，砂漠化などの植物・生態系分野の研究も行っている。科学技術庁長官賞（研究功績者表彰），日本リモートセンシング学会論文賞，日本生物環境調節学会奨励賞・学会賞，日本農業気象学会賞〔学術賞〕，CELSS学会論文賞・功労賞，CIGR 2000 Outstanding Contribution Award などを受賞。日本リモートセンシング学会，計測自動制御学会，環境科学会，生態工学会，農業土木学会，日本植物学会，CIGR，ISPR，SPIE，AAAS，ASPBなどの会員。E-mail：aomsa@mail.ecc.u-tokyo.ac.jp

●沖 一雄 (オキ カズオ)



所属：東京大学大学院農学生命科学研究科，1968年生。'92年法政大学工学部電気工学科卒業。'94年同大学院修士課程修了。'97年筑波大学大学院社会工学研究科博士課程修了（博士（都市・地域計画））。'97年環境庁国立環境研究所。同年群馬大学工学部電気電子工学科助手。'99年東京大学大学院農学生命科学研究科生物・環境工学専攻講師。現在，リモートセンシング技術による環境評価および予測手法の研究に従事。'97，'01日本リモートセンシング学会論文奨励賞受賞。日本リモートセンシング学会，計測自動制御学会，日本農業気象学会などの会員。E-mail：agrioki@mail.ecc.u-tokyo.ac.jp

●栗津 勤 (アワヅ ツトム)



所属：東京大学大学院農学生命科学研究科，1979年生。'02年東京大学農学部地域環境工学専修卒。同年修士課程入学，現在に至る。リモートセンシング，および情報処理の研究に従事。日本リモートセンシング学会，情報処理学会の会員。