クレーン搭載ハイパースペクトルセンサデータによる 大豆葉焼病の推定

Estimation of Bacterial Pustule on Soybean Using Crane-Mounted Hyperspectral Sensor Data

小阪 尚子*・嶺川 陽平*・宇都 有昭*

小杉 幸夫*・小田九二夫**・斎藤 元也***

*Naoko KOSAKA, Yohei MINEKAWA, Kuniaki UTO,
Yukio KOSUGI, Kunio ODA and Genya SAITO*

Abstract: This paper investigates adequate selection of hyperspectral components for estimating the degree of soybean bacterial pustule infection. According to a filed report, the higher the disease damage level is, the less the yield is expected. Based on high-resolution hyperspectral images for different levels of damaged soybean fields, we have investigated the relationship between the soybean weight averaged for 100 seeds and the hyperspectral changes. In order to estimate the degree of damages from the hyperspectral data, we have tested 3 methods: (i) Estimation using reflectance of a single band based on a linear regression analysis. The *RMSE* was 2.0g. (ii) Estimation using normalized vegetation indices also based on a linear regression analysis. The *RMSE* was 2.1g. (iii) Estimation using neural network (NN) of a single-layer perceptron which has input nodes corresponding to the hyperspectral bands and a single output node. The *RMSE* was 1.5g, for estimating 100 seeds weight ranged over 16.7g to 22.7g. This paper indicates that NN is the most accurate among three methods to estimate the degree of soybean bacterial pustule infection.

Keywords: bacterial pustule, hyperspectral data, linear regression analysis, neural network, single-layer perceptron, soybean

1. はじめに

近年、農林業分野では人工衛星や航空機観測画像等のリモートセンシングデータの利用が盛んになっている。特に、精密農業の分野でばらつきのある圃場を最適に管理する手段として観測データの有効利用が期待されている(澁澤, 2006)。現在、多種多様なセンサを搭載した衛星が打ち上げられており、利用できるリモートセンシングデータの種類も増えつつある。衛星の小型化が進み、従来は国家主導の大型プロジェクト

であった宇宙技術の民生応用可能な流れができつつある(佐鳥, 2006)。また、現在打ち上げられている衛星に搭載されている光学センサは、数バンドを観測できるマルチスペクトル(MS)センサが主流であるが、100バンドを超える観測が可能なハイパースペクトル(HS)センサを搭載した衛星も今後徐々に増える傾向にあり、更に詳細な情報取得が可能になりつつある(佐鳥, 2006, Hollinger *et al.*, 2006, Lockwood *et al.*, 2006, Kaufmann *et al.*, 2006, Kerekes, 2006)。

このような背景より、HSセンサで取得した高分解能のデータから分解能の低いデータを擬似的に生成できるため、擬似データを用いた解析モデルを実際のMS衛星データに適用し、有用性を示す間接的な利用法も提案されてきた(小阪ら, 2005, 小杉ら, 2005, Hoshino *et al.*, 2005, Minekawa *et al.*, 2005)。しかし、近い将来のHSセンサ搭載衛星の利用も想定し、多波長を観測できるHSデータから様々な農作物についてその状態を把握するのに有効な波長帯を抽出する

* 東京工業大学

Tokyo Institute of Technology

** 山形県立農業大学校

Yamagata Prefectural College of Agriculture

*** 東北大学

Tohoku University

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 46, NO. 6, 2007

研究への取り組みがなされている。国内では、日本人の主食として重要な米の品質管理として、米の食味診断への利用(石岡, 2006)がなされる一方、自然災害の被害状況把握という観点からは、台風による塩害の場合、植生指数 *NDGI* (Minekawa *et al.*, 2005) 適用の有効性が示されている。一方、米以外にも、レッドエッジの波長帯は果実の糖度推定(兵頭ら, 2004, 蔦ら, 2002)や枝豆の成分推定(Monteiro *et al.*, 2004)、水ストレスの把握(Carter *et al.*, 2001)に有効であるという報告もある。更に、複数の農作物に対して葉の水分状態に相関の高い波長帯を調査したところ、農作物ごとに相関の高い波長帯があるものの、農作物間で共通ではなかったという報告もある(Inoue *et al.*, 1993)。このように、農作物の状態を把握するための有効な波長帯やその波長帯を用いた指数の生成、解析アルゴリズムの構築法の組合せは、対象とする農作物や把握したい状態の種類によって異なり、一意には決定できない。また、HS データのような多バンドのデータの最適な組合せで観測したい情報を自動的に抽出する手法は、ニューラルネットワークの利用(Monteiro *et al.*, 2007)や遺伝的アルゴリズム(小島・大林, 2005)を用いた報告はあるが、実データについての有効性の評価は、現在まだ発展途上にある。

本稿では、葉焼病の大豆圃場で取得した HS データを用いて、葉焼病推定に有効な波長帯について調査する。波長帯の選定法として3手法を比較する。まず、単バンドの反射率値を独立変数とし、葉焼病の発病程度を示す百粒重を従属変数とする線形回帰式において最小二乗法を用いて推定する方法を試みる。次に、単バンドと同様の線形回帰式の独立変数を *NDVI* に準じて2バンドの組合せで生成した正規化植生指数に置き換えた方法を適用する。最後に、ニューラルネットワーク(NN) 援用の重回帰モデルで百粒重を推定する方法である。

2. 観測対象と観測データ

2.1 観測対象

対象地域は、山形県庄内地区酒田市とする。この地域では、稲作が中心であるが、転作として大豆も広く栽培され、野菜としての生食用枝豆と加工用としての実取り大豆の両方が生産されている。畑作物で湿害に弱い大豆を、湿潤な水田転換畑で栽培するために多く

の病気が発生している。庄内地域の主な病害は、紫斑病、萎縮病、モザイク病、わい化病、黒根腐病、茎疫病、べと病、葉焼病が存在する。紫斑病は収穫物の種子に紫斑を生じ、萎縮病とモザイク病は収穫物の種子に褐斑を生じ、商品価値を著しく低下させるため、耐性品種の育成等の強力な防除への取り組みがなされている。わい化病は葉柄や節間が短くなりわい化し、黒根腐病は根、茎疫病は根と茎、べと病は主に葉に発生し、これらの病気は、品質に対する影響は少ないが、収量低下を起こす病気として防除体系が組まれている(農林水産技術会議事務局, 2002)。葉焼病は、どちらかと言えば暖地に発生する病気で当地区では発生が全般的には少なかったことと、また、大豆の莢が形成されてから発生する場合が多く登熟ステージが早まった程度に考えられて、注目されていなかった。近年、この葉焼病が増加してきたことにより、山形県農業試験場庄内支場において、この病気の調査研究が実施され、葉の罹病により光合成能力が低下し、少粒化、すなわち粒当たりの重量低下により減収することが示された(早坂・上野, 2003)。このため、まず、この病気の実態を迅速に解明する手段が求められている。対象農作物は葉焼病の大豆(実取り用、品種：エンレイ)とする。2005年夏には、対象地域で大豆の葉焼病が広範囲にわたって発生した。葉焼病とは、図1に示すように、葉に斑点が現れる細菌病である。農業分野では、発病程度を表す段階は、程度の軽い方から順に「微、少、中、多、甚」の5段階となっている。これらの段階は、葉に現れる発病面積率で決定される。具体的な葉の変化としては、はじめ淡緑色～淡褐色の極めて小さな斑点が現れ、次第に1～2 mm の大きさになり、色は褐色～黒褐色になる。重篤なケースでは、葉全体が淡黄色になり、枯死して落葉してしまう。葉焼病の発病程度を表す指標としては、このような直接的な葉の発病面積率が挙げられるが、最終的には収量に与える影響を知る必要がある。山形県農業試験場での調査(早坂・上野, 2003)で、発病程度が高い程、収量が減少することが分かっている。このとき、発病程度が高い程、主茎長が長く、分枝数が小さくなる傾向が見られたが、その差はわずかであり、着莢数にも大きな差は認められなかった。収量減少の原因は、落葉が早まることで、登熟期における莢中での子実肥大が抑制され、百粒重が低下し収量が減少することによる。このように百粒重が発病程度の指標となりうることで、百粒重は収量と

(1) 発病程度：微 (2) 発病程度：中 (3) 発病程度：多 (4) 発病程度：甚

図1 大豆の葉焼病の様子

表1 補間データの生成

観測圃場		実験圃場			
番号	百粒重	番号	補間データの生成式	百粒重	クラス分類の区切りとなる百粒重
①	22.7g	(1)		22.7g	21.95g
		(2)	$(1.5 * ② + 0.7 * ①) / 2.2$	21.2g	
②	20.5g				20.45g
		(3)	$(0.8 * ③ + 3.0 * ②) / 3.8$	19.7g	
		(4)	$(2.3 * ③ + 1.5 * ②) / 3.8$	18.2g	18.95g
③	16.7g	(5)		16.7g	
					17.45g

強い相関があり、収量に置き換えることが可能であるため、本解析の評価には百粒重を使用することとした。

観測圃場は、表1に示す①～③の3圃場であり、生育ステージはいずれも子実肥大期、開花後35～40日であった。各圃場の発病程度と調査により得られた子実重、粒数、百粒重は、表1より、①が“微”で131.2g、578粒、22.7g、②が“中”で192.8g、939粒、20.5g、③が“多～甚”で113.4g、680粒、16.7gであった。

2.2 観測データ

本研究では、図2に示すクレーン車を観測プラットフォームとしてHSデータを取得する。クレーン車のアーム先端にHSセンサを取り付け、アームの仰角を固定したまま巡回させ画像を取得する。本実験では、アームの仰角は水平面から30度、観測高度を約8mとし、センサはアームと垂直に取り付けたため天頂角から30度となる。HSセンサは、Specim社製のPushbloom型ImSpector V10を使用する。ラインセンサの484素子の配置は、アームと平行、すなわちアーム巡回方向と垂直となる。センサの仕様は、バンド数121、波長帯域400～1000nm、波長分解能3nm、サンプリング間隔5nm、フレームレート30fps、F値4、ダイナミックレンジ10ビットである。実験では、ノイズの多い波長帯を除き、72バンドを抽出して使用する。

図2 クレーン搭載HSセンサ

HSセンサによる観測値は放射輝度値 $L(i)$ であるため、式(1)を用いて反射率値 $R(i)$ に変換する。

$$R(i) = \{L(i) - Drk(i)\} / \{Lw(i) - Drk(i)\} \quad (1)$$

ここで、 i はバンド番号、 $Drk(i)$ は外部からの光を遮断したときの内部ノイズ、 $Lw(i)$ はHSデータ取得時に映し込んだ較正用の標準白色板の放射輝度値とする。

観測圃場①で取得したHS画像を一例として図3に示す。各圃場のHSデータ取得条件は、①が2005年9月11日12時12分、②が同9月11日11時55分、③が同9月13日10時50分であり、百粒重の調査位置と同じ場所とした。各圃場の観測では、時刻と共に太陽高が変化したり、アーム巡回と共に太陽の向きが変化するが、

図3 HS 画像

(赤に670nm, 緑に550nm, 青に450nm を割り当てて表示している。)

観測の日程や圃場とクレーン車の配置の関係から太陽高やセンサと太陽光の入射方向を一定にすることはできなかった。しかしながら、本実験では3圃場は曇天下で観測しているため、太陽高や太陽光の入射方向による差は小さいと考えられる。また、観測期間中の平均風速は毎秒数メートルであり、葉が風で動くことはなく観測に影響のない程度であった。

3. 大豆葉焼病の推定法と評価法

本研究では、葉焼病の発病程度を収穫される大豆の百粒重で評価することとし、百粒重を推定するのに有効な波長帯の検出を試みる方法として3手法を比較する。以降で、各百粒重推定法の詳細について述べる。また、各推定法で求められた百粒重推定結果の評価法についても説明する。

3.1 推定法

3.1.1 単バンドによる百粒重推定

ここでは、反射率値 $R(i)$ を独立変数とし、百粒重 A_{100} を従属変数とする線形回帰式(2)において最小二乗法を用いて推定する。ここで i はバンド番号である。

$$A_{100} = \alpha \cdot R(i) + \beta \quad (2)$$

3.1.2 正規化植生指数による百粒重推定

正規化植生指数としては、従来から広く用いられる $NDVI$ に準じて式(3)の VI を用いる。ここで i, j はバンド番号である。

$$VI = \{R(i) - R(j)\} / \{R(i) + R(j)\}, i \neq j \quad (3)$$

単バンドによる方法と同様に、式(2)の反射率値 $R(i)$ を VI と置き換えた線形回帰式を作成する。また、このときバンド i, j は、全ての組合せを評価する。

図4 ニューラルネットワークの構成

3.1.3 ニューラルネットワークによる百粒重推定

ここでは、NN 援用の重回帰分析を適用する。NN は単層パーセプトロンとし、スペクトルデータのバンド数72とバイアス分1を合わせた計73の入力素子、1つの出力素子を持つ(図4)。ここで、入力ベクトルを x として k 番目の学習データの i バンド目の入力を $x_i(k)$ 、その入力素子に結合している加重を $w_i(k)$ 、対応する百粒重推定値を $y(k)$ 、百粒重実測値を $t(k)$ とするとき、出力素子特性を線形にした出力は式(4)で与えられる。

$$y(k) = \sum_i w_i(k) \cdot x_i(k), i=0 \cdots N, x_0(k)=1 \quad (4)$$

推定値 $y(k)$ と実測値 $t(k)$ 間の誤差エネルギー E (式(5))を低減するための学習則は、 η を学習係数として、式(6)で表される値を式(4)の $w_i(k)$ に加えて新たな $w_i(k)$ を得る。

$$E = (1/2) \sum_k \{t(k) - y(k)\}^2 \quad (5)$$

$$\Delta w_i(k) = \eta \cdot \{t(k) - y(k)\} \cdot x_i(k), i=0 \cdots N \quad (6)$$

学習は、誤差エネルギー E が収束するまで、式(6)により繰り返し加重を更新する。学習により得られたネットワーク加重は、その絶対値が大きい程百粒重推定への寄与が高いことを示す。また、入力値としては反射率値 $R(i)$ を用いる。

3.2 評価法

3.2.1 補間データの生成

本実験での観測圃場は3圃場で発病程度はそれぞれ「微、中、多〜甚」となっており、発病程度の全5段階「微、少、中、多、甚」の幅をほぼ含んでいる。本研究では、発病程度の段階分けに準じて5段階での百粒重推定を実施することとする。3つの観測圃場より表1

図5 ニューラルネットワークの加重と各発病程度の平均スペクトル
(発病程度全5段階での推定モデルのネットワーク加重を示す。)

のように実験圃場の百粒重を線形補間して擬似的に5段階の発病程度圃場を生成する。補間して生成した実験圃場(2)(3)(4)については、別の発病程度のデータの線形和であるため、各発病程度の生体としての特徴を純粹に表しているとは言えない。しかしながら、実際の圃場で徐々に病気が進んでいく過程では、多くの場合、同一圃場内に複数の発病程度が混在するため、そのような状況を面積割合に置き換え模擬したものとして扱う。

実験に使用するデータは、図3に示すような各圃場のHS画像の畝部分から抽出する。推定モデル生成用に300サンプル、モデルの評価用に300サンプルは、百粒重を測定した圃場域画像の全て異なる画素から抽出する。このとき、補間して生成する表1の(2)～(4)の実験圃場データは、元の(1)(5)や他の補間処理で使用していないデータを用いることで、(1)～(5)の5つの実験圃場のデータは全て異なる画素から生成することとする。推定モデル生成用の300サンプルの平均スペクトルを図5に示す。

3.2.2 評価指標

推定精度の評価は、 $RMSE$ とクラス分類精度とする。

$RMSE$ は、百粒重推定の誤差であり、データの個数を n 、モデルによる推定値を X^{OUT} 、正解値を X^{ANS} とすると式(7)で表される。

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \sum_{i=1}^n (X_i^{OUT} - X_i^{ANS})^2} \quad (7)$$

一方、クラス分類精度は、百粒重5段階へのクラス分けの精度とする。クラス分類の区切りとなる百粒重

を表1に示す。各発病程度の分類精度は、式(8)で表される Hellden Accuracy (HA) (Hellden, 1980) とする。ここで、 PA は式(9)の Producer's Accuracy, UA は式(10)の User's Accuracy とする。

$$HA(class_i) = \frac{PA(class_i) \cdot UA(class_i)}{[PA(class_i) + UA(class_i)]/2} \quad (8)$$

$$PA(class_i) = a_{ii} / \sum_{k=1}^{N_c} a_{ki} \quad (9)$$

$$UA(class_i) = a_{ii} / \sum_{k=1}^{N_c} a_{ik} \quad (10)$$

ここで、 a_{gc} は正解がクラス g 、分類された結果がクラス c の画素数、 N_c は分類クラス数である。 PA と UA はどちらか一方のみ精度が高くても安定した結果とは見なせないため、 HA のように PA と UA の両方を加味した精度で評価する。

3.2.3 評価手順

本実験では、観測圃場数が少ないことから、同じ圃場内において取得箇所を変えて教師データと評価データを取得した場合であっても、モデルが過剰適合する可能性がある。そのため、評価の手順を下記のように定める。

- ① 前述の3.2.1項で生成した5段階の発病程度の内、1段階を除外した教師データを用いて百粒重推定モデルを生成する。ここでモデルとは、単バンドや正規化植生指数を用いる場合は線形回帰式、NNの場合は重回帰式を単層パーセプトロンの形で生成する。
- ② 次に、上記①で除外した発病程度の評価データを用いて、式(7)で与えられる $RMSE$ と式(8)で与えられるクラス分類精度 (HA) の値を算出する。
- ③ 5段階全ての発病程度を1段階ずつ除外して②の評価指標を求め、それらの平均を評価する。
- ④ また、比較のため5段階の発病程度全てを用いて百粒重推定モデルを生成し比較することとする。

4. 実験結果と考察

4.1 単バンドによる百粒重推定結果

単バンドによる百粒重推定の $RMSE$ を表2、クラス分類精度を表3に示す。 $RMSE$ が最小となった際に選択されたバンドは、推定モデルの生成で発病程度を

表2 単バンドによる百粒重推定結果 (RMSE)

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での RMSE					全発病程度の RMSE 平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	3.2	1.3	1.2	1.2	3.1	2.0 (1.0)
全 5 段階の 発病程度使用	2.3	1.3	1.1	0.9	2.0	1.5 (0.6)

表3 単バンドによる百粒重推定結果
(クラス分類精度 [%])

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での分類精度					全発病程度の 分類精度平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	8	38	35	32	0	23 (17)
全 5 段階の 発病程度使用	27	40	37	42	19	33 (10)

1 段階除外した場合, (1)(4)を除外したときは480nm, (2)(3)は725nm, (5)は740nm, 全 5 段階を使用した場合は725nm であり, いずれも近赤外, もしくは, 青のバンドであった。

表2 より, 推定モデル生成で除外した発病程度が5 段階の両端である(1)(5)の場合は, 推定対象が外挿に相当するため他の発病程度と比較して特に精度が低く, 全 5 段階の発病程度を使用して推定モデルを生成した結果でもこの 2 段階は精度が低くなっていた。その他の発病程度(2)~(3)を除外した場合は, 全 5 段階の発病程度を使用した結果より若干精度が劣る程度であった。ここで, *RMSE* に関しては, クラス分類のクラス間区切りの百粒重の幅が1.5g であるため, 殆どが隣接した発病程度のクラスに誤分類される幅となっていた。

表3 より, 各発病程度のクラス分類精度 (*HA*) に関しては, *RMSE* が隣接するクラスに誤分類されうる程度の幅であった影響を受け, 分類精度は低い状態であった。特に, 外挿に相当する(1)(5)を除外した推定モデルでの結果は 8 %や 0 %と分類不可といってよい状態であった。また, その他の(2)~(3)では30%に留まっていた。全 5 段階の発病程度を使用して推定モデルを生成した結果では, 1 段階除外した場合より精度は高いものの, いずれも50%には満たない状態であった。

表4 正規化植生指数による百粒重推定結果 (RMSE)

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での RMSE					全発病程度の RMSE 平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	3.4	1.5	1.3	1.1	3.2	2.1 (1.1)
全 5 段階の 発病程度使用	2.3	1.3	0.9	1.0	2.3	1.6 (0.7)

表5 正規化植生指数による百粒重推定結果
(クラス分類精度 [%])

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での分類精度					全発病程度の 分類精度平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	4	25	27	41	2	20 (16)
全 5 段階の 発病程度使用	3	33	32	43	11	25 (16)

4.2 正規化植生指数による百粒重推定結果

正規化植生指数による百粒重推定の *RMSE* を表4, クラス分類精度を表5 に示す。*RMSE* が最小となった際に選択されたバンドの組み合わせは, 推定モデルの生成で発病程度を1 段階除外した場合, (1)を除外したときは725nm, 870nm, (2)(5)は595nm, 620nm, (3)(4)は495nm, 650nm, 全 5 段階を使用した場合は645 nm, 650nm であった。

表4 より, 単バンドの結果と同様に, (1)(5)は特に他の発病程度と比較して精度が低く, それ以外の発病程度(2)~(4)は全 5 段階の発病程度を使用した結果より若干精度が劣る程度であった。また, 単バンドの結果と同様に, クラス分類のクラス間区切りとの関係から, 殆どが隣接した発病程度のクラスに誤分類される幅となっていた。

表5 より, 各発病程度のクラス分類精度 (*HA*) に関しても単バンドの場合と同様に, 誤分類が多く精度は低かった。また, 推定モデルの生成には, 単バンドよりは1 バンド多く使用しているが, 結果は単バンドより若干精度が低いことが示された。

4.3 ニューラルネットワークによる百粒重推定結果

NN (単層パーセプトロン) による百粒重推定の *RMSE* を表6, クラス分類精度を表7 に示す。推定モ

表 6 単層パーセプトロンによる百粒重推定結果 (RMSE)

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での RMSE					全発病程度の RMSE 平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	3.0	0.7	0.9	0.5	2.2	1.5 (1.1)
全 5 段階の 発病程度使用	0.8	0.7	0.8	0.5	0.7	0.7 (0.1)

表 7 単層パーセプトロンによる百粒重推定結果
(クラス分類精度 [%])

推定モデル 生成法	モデル生成時除外 発病程度での分類精度					全発病程度の 分類精度平均 (標準偏差)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
発病程度 1 段階除外	0	70	64	73	0	41 (38)
全 5 段階の 発病程度使用	83	71	69	73	81	76 (6)

デル生成で全 5 段階の発病程度を用いた場合でのネットワーク加重と各発病程度の平均スペクトルを例として図 5 に示す。1 段階ずつ除外して学習した推定モデルは、それぞれ異なる加重を有することになる。ネットワーク加重は、その絶対値が大きい程百粒重推定への寄与が高いことを示すが、緑、黄、赤、レッドエッジの付近で寄与が高いことが分かる。

表 6 より、他の 2 手法と同様に外挿の(1)(5)の発病程度を除外した場合は *RMSE* が大きい、その他の(2)～(4)の場合には、他の 2 手法よりも精度が向上していることが分かる。また、全発病程度の *RMSE* 平均は 1.5g であり、クラス分類のクラス間区切りの百粒重の幅と同等であった。

表 7 より、外挿の(1)(5)の発病程度を除外した場合は分類不可であるが、その他の(2)～(4)の場合は 70%、64%、73% と他の 2 手法の精度を大きく上回っていることが確認された。

4.4 考 察

本実験では、百粒重の推定に 3 手法を適用した。いずれの手法においても、1 段階を除外して推定モデルを生成した場合、外挿に相当する(1)(5)は精度が低かったが、その他の(2)～(4)については全 5 段階を用いた結果とほぼ同等の精度が確認された。それぞれの手法で

使用したバンド数は、単バンドが 1 バンド、正規化植生指数が 2 バンド、NN が 72 バンドであった。1、2 バンドを用いた場合には精度が低く、外挿の(1)(5)を除いても 3 割台の分類精度であったのに対し、72 バンドを用いた NN の場合には外挿の(1)(5)を除くと 6 割以上の分類精度となっており、他の 2 手法と比較して大幅に精度向上していることが確認された。以上から、単バンドや正規化植生指数のようにバンド数の制約がない NN は、多バンドから特徴的な複数バンドを有効に組み合わせられ、推定精度が向上することが示された。

しかしながら、今回の実験では全て異なる画素から生成したサンプルデータを用いているものの、データを取得した圃場は 3 圃場の一部分のみであり、300 サンプル 1 セットで生成した推定モデルの安定性については、モデルを生成するためのデータと真値となる百粒重のサンプルを増やし、更に検証する必要がある。特に、HS データの場合には、多バンドの情報を有しており、バンド間の相関も高いため、推定モデル生成のためのサンプルデータを変えた場合には、選択される波長が異なる可能性もある。今回は、取得した反射率データ 72 バンドの形で推定モデルを生成したが、主成分分析等の方法で予め相関の高いバンドやノイズは取り除いておくという方法もある。その場合には、データの冗長な部分や計測誤差、環境光の揺らぎの影響は軽減できるが、HS データ特有の高波長分解能で抽出できる個体間の差が失われる弊害もある。したがって、本実験の推定モデルで得られた選択波長については、本実験で使用したデータに対しては有効であったが、他のデータに汎用的に適用するには、更に検討が必要である。また、選択波長については、対象である大豆の生育ステージも影響すると考える。本実験では、大豆が子実肥大期でのスペクトルデータを用いているが、別の生育ステージでは葉焼病の推定に適している波長帯が変化する可能性も考えられる。今後、大豆の葉焼病に対して防除を開始する時期の生育ステージの検討を行うにあたり、留意する必要がある。

5. 結 論

本研究では、クレーン搭載 HS センサにより取得した HS データを用いて、葉焼病の大豆圃場を観測し、発病程度と相関の高い波長帯について検証した。本実

験では、大豆の百粒重推定に有効な波長帯を抽出する3種類の手法を比較した。単バンド、正規化植生指数、NNによる百粒重推定の内、NNが最も精度よく推定可能であり、多バンドから推定に有効な波長帯を効率的に選択する手法として有効であることを確認した。但し、本実験では観測圃場が3つと限られていたため、選択した波長帯に関しては、統計的な観点からは未確定の部分が残されている。そのため、今後サンプル数を増やし検証を進める必要があると考える。また、大豆に関しては、葉焼病以外にも収量や品質の低下に影響を与える病害も存在するため、葉焼病の発生時期との関係やスペクトル特徴の違い等も検討していく必要がある。

謝 辞

本研究の実施にあたっては平成17-19年度科研費基盤研究 (S) #15100003の補助を受けた。

(受付日2007.4.17, 受理日2007.11.9)

参考文献

- 石岡義則, 2006. リモートセンシングデータと精密農業, 写真測量とリモートセンシング, 45(6), pp. 8-11.
- 薦 瑞樹, 杉山純一, 相良泰行, 2002. ハイパースペクトルシステムによる近赤外分光イメージング手法～メロン糖度分布の可視化の事例～, 映像情報メディア学会誌, 56(12), pp.2037-2040.
- 小阪尚子, 嶺川陽平, 宇都有昭, 小杉幸夫, 小田九二夫, 斎藤元也, 2005. 多段的観測系による枝豆の葉焼病抽出, システム農学会秋季大会, 東京.
- 小島尚人, 大林成行, 2005. ハイパースペクトル画像分類を目的とした有効バンド選定アルゴリズムの一提案, 日本リモートセンシング学会誌, 25(1), pp. 1-12.
- 小杉幸夫, Sildmar Monteiro, 嶺川陽平, 小阪尚子, 宇都有昭, 赤澤經也, 齊藤元也, 小田九二夫, 2005. ハイパースペクトルセンサーの応用可能性を探る, システム農学会秋季大会, 東京.
- 佐鳥 新, 2006. リモートセンシングデータと精密農業, 写真測量とリモートセンシング, 45(6), pp.17-21.
- 濫澤 栄, 2006. リモートセンシングデータと精密農業, 写真測量とリモートセンシング, 45(6), pp. 5-7.
- 農林水産技術会議事務局, 2002. 農林水産研究文献解題 no. 27, 大豆自給率向上に向けた技術開発, 農林統計協会, 東京, 683pp.
- 早坂 剛, 上野 清, 2003. 平成14年度山形県農業試験場庄内支場成績概要書, 病虫害分野, pp.112-113.
- 兵頭竜二, 高見寿隆, 松尾憲一, 一丸禎樹, 下村義昭, 2004. 果実生育期間に水分ストレスを与えられたウンシュウミカンの緑葉分光特性とその果実糖度との関係, 写真測量とリモートセンシング, 43(5), pp. 24-35.
- Carter G.A. and Knapp A.K., 2001. Leaf Optical Properties in Higher Plants: Linking Spectral Characteristics to Stress and Chlorophyll Concentration, Am. J. of Botany, Vol. 88, No. 4, pp.677-684.
- Hellden, U., 1980. A test of landsat-2 imagery and digital data for thematic mapping illustrated by an environmental study in northern Kenya, Lund University, Natural Geography Institute Report No. 47, Sweden.
- Hollinger, A., Bergeron, M., Maskiewicz, M., Qian, E.S., Othman, H., Staenz, K., Neville, A.R., Goodenough, G.D., 2006. Recent Developments in the Hyperspectral Environment and Resource Observer (HERO) Mission, IEEE 2006 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Colorado.
- Hoshino S., Kosaka N., Uto K., Minekawa Y., Kosugi Y. and Saito G., 2005. Analysis of salt-damaged paddy field using SPOT5 satellite images in Yamagata Prefecture, IEEE 2005 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul.
- Inoue Y., Morinaga S. and Shibayama M., 1993. Non-destructive estimation of water status of intact crop leaves based on spectral reflectance measurements, Japanese Journal of Crop Science, 62(3), pp.462-469.
- Kaufmann, H., Segl, K., Hofer, S., Stuffer, T., Haydn, R., Bach, H., 2006. EnMAP - A Hyperspectral Sensor for Environmental Mapping and Analysis, IEEE 2006 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Colorado.
- Kerekes. P.J., 2006. Model-based Exploration of

- HIS Spaceborne Sensor Requirements with Application Performance as the Metric, IEEE 2006 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Colorado.
- Lockwood, B.R., Cooley, W.T., Nadile, M.R., Gardner, A.J., Armstrong, S.P., Payton, M.A.C., Davis, M.T., Straight, D.S.C., Chrien, G.T., Gussin, L.E., Makowski, D., 2006. Advanced Responsive Tactically - Effective Military Imaging Spectrometer (ARTEMIS) Design, IEEE 2006 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Colorado.
- Minekawa Y., Uto K., Kosaka N., Kosugi Y., Oda K., Mori S., Ando H., Sasaki Y. and Saito G., 2005. Salt-damaged paddy fields analyses using high-spatial-resolution hyperspectral imaging system, IEEE 2005 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul.
- Monteiro, S.T., Minekawa, Y., Kosugi, Y., Akazawa, T. and Oda, K., 2007. Prediction of Sweetness and Amino Acid Content in Soybean Crops from Hyperspectral Imagery, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 62, (1), pp.2-12.