2E3-OS-36a-5

大豆の生育情報を自動取得する画像センシング手法の開発

Development of an Image Sensing Method to Automatically Obtain Soybean Growth Condition

八幡 壮 *1	小澤 誠一 *1	吉田 武史 * ²	大川 剛直 * ¹	村上 則幸 * ³	辻 博之 * ³
So Yahata	Seiichi Ozawa	Takeshi Yoshida	Takenao Ohkawa	Noriyuki Murakami	Hiroyuki Tsuji
* ¹ 神	·戸大学 *2	?青山学院大学	* ³ 北海道	i農業研究センター	
Kobe	University Aoya	ma Gakuin University	Hokkaido Nationa	al Agricultural Research	Center

We propose an image sensing method to acquire the growth information (the positions and the numbers of flowers, grains and stems) automatically in the crowd of soybean plants for a smart cyber-physical system in agriculture. In our method, we combine image processing and machine learning methods to detect flowers, seeds and stems robustly and accurately. To evaluate the detection performance, images of flowers, seedpods, and stems of soybeans were collected at the Hokkaido Agricultural Research Center from 2015 to 2016. For the image sets, we verify that the proposed system detects flowers, seedpods, and stems with high accuracies 0.86 (F-value), 0.78 (F-value), and 0.87 (hit rate), respectively.

1. はじめに

我が国の農業における問題として農業従事者の高齢化や後 継者不足が挙げられ、そのような状況の中で熟練農家のもつ独 自のノウハウが失われてしまうという懸念がある.そのため、 熟練者のノウハウや知識を次世代に継承することが急務となっ ている.

近年、農業に ICT 技術を取り入れ作物の品質や生産効率の 向上を図る「スマート農業」が注目されている [NEC][Aki].ス マート農業の取り組みの一つに、農作物の生育情報をセンサや カメラなどから取得し、環境情報を組み合わせることで、多収 や高品質につながる栽培条件を機械学習やデータマイニングの 技術を使って見つけるというものがある.

我々は生育情報として大豆の花、子実、茎に注目し、屋 外環境下で得られた画像からそれらの生育情報を機械学習 や画像処理を用いて自動的に取得するシステムを提案す る. Simple Linear Iterative Clustering (SLIC)[Achanta 12] や Viola-Jones の手法 [Viola 04]、Convolutional Neural Network(CNN)[krizhevsky 12] を組み合わせて植物の生育情 報を取得するハイブリッドなフェノタイピング手法を開発する.

本論文の構成は以下の通りである。.2節では花の検知手法、 3節では子実の検知手法、4節では茎領域の検知手法について 述べる.5節では北海道芽室町の北海道農業研究センターで撮 影された画像に対し、提案する画像センシング手法の性能評価 を行う.最後に6節でまとめを述べる.

2. 花の検知と個数計測

以下では、大豆の画像から花の位置を検知する画像処理手 法について述べる.

2.1 花の検知

花検知では、画像を SLIC により小領域に分割し、これらの 小領域に対して色相に基づく判定を行い,花領域の取得を行 う.さらに隣接する花領域の統合を行い,過分割された花領域 を一つの領域に統合し,再度色相に基づく判定を行う.さらに 花領域と判定されたものに対し、CNN で花領域かどうかを最 終判定する.

2.1.1 SLIC による領域分割

本研究では画像の領域分割手法として SLIC を用いる.図 1(b)のように SLIC は色の類似度と画素の位置関係に基づい てクラスタリングを行うため,花と周囲の色の違いを利用する 本手法において有用である.



図 1: 花検知の例 (a) 花の元画像, (b) 領域分割の結果, (c) 小 領域を統合する前の花検知結果, (d) 最終的な花検知結果.

2.1.2 色相に基づく花領域の判定

大豆の花には紫色成分が多く含まれているため、各小領域 内での紫ピクセルの数により花領域であるかの判定を行う.そ の際、色相の指定が容易な HSV 色空間上で紫色となる色相 H の範囲を定め、定めた範囲内のピクセルを紫色ピクセルの数と する.そこで各小領域内で紫ピクセルの数を計測し、閾値以上 であれば図 1(c) のようにその小領域を花領域とする.

2.1.3 隣接領域の統合処理

図 1(c) のように領域分割の際一つの花が複数の小領域に分割されることがある.図 1(a)の例では、3 つの小領域は一つの花領域に相当するため、これらは統合されるのが望ましい. そこで、紫ピクセルを閾値以上含んだ小領域同士が隣接している場合、それら二つの花領域を統合し、この処理を繰り返すこ

連絡先:八幡 壮,神戸大学,〒 657-0013 兵庫県神戸市 灘区六甲台町 1-1 工学部内,TEL:090-6902-8767, E-MAIL:syahata@stu.kobe-u.ac.jp

とで図 1(d) のような一つの花領域を得る. この統合された花 領域内の紫ピクセルの数が一つの花としての紫ピクセル数の閾 値以上であれば花として数える.

2.1.4 CNN を利用した花領域の最終判定

花領域を色情報のみで取り出すと,対象とする株以外の花 や,パープルフリンジ等による誤検知が見られる.対象とする 株の花とそれ以外の誤検知の判別を行うために CNN を導入す る.対象とする株の花は,花の成長段階,枝の張り出し,カメ ラとの角度,咲く向きによって,見え方が大きく異なる.これ らの見え方の異なる花画像を CNN を用いて学習し,花領域以 外の棄却を行う.

花の検知では, CNN を畳込み層 5 層, プーリング層 3 層, 正規化層 2 層, 全結合層 3 層で構成する.活性化関数には Relu を使用する.画像から花と花以外 (葉,茎,背景の株など)の 領域を手動で切り出し,これらを訓練データとテストデータと した.

3. 子実の検知

大豆の子実は苺や蜜柑などの子実と異なり色相で茎や葉と 区別することは容易でない.また、葉や茎の部分でも丸みを帯 びた部分があり、勾配情報のみで大豆の子実を抽出することも 容易でない.そこで提案手法では、探索,正規化,精査の三つ のステージを設け、子実候補を絞っていく Coarse-to-Fine の アプローチを採用する.

3.1 Viola-Jones の手法による探索ステージ

子実が作る影の特徴に注目して候補領域を選択する.本研究 では、子実の検知に画像検知手法の一つである,Viola-Jones の手法 [Viola 04] を用いる.Viola-Jones の手法は、もともと 顔の陰影に注目した検出手法として提案されたが、現在は広く 物体検知に応用されている.図2のように、Haar-Like 基底を 用いて特徴を抽出し、カスケード構造のAdaboostを構成す ることで、対象物体の検知が高速に行われる.この処理を画像 全体に対して移動窓をスケール変化させながら走査させて検知 を行う.



図 2: Viola-Jones の手法による子実の検知例

3.2 CLAHE による正規化ステージ

天候の変化や透光度合いによって、領域ごとに異なる輝度や 色合いになってしまうことがある.「探索ステージ」で用いられ ている特徴は周辺輝度値との相対性が導入されているために、 撮影環境に対してロバストであるが、次の「精査ステージ」で は輝度と色情報の正規化が必要となる.本研究では、局所領域 ごとに正規化を行う局所適応的ヒストグラム均一化(Adaptive Histogram Equalization; AHE) [Pizer 87] である.なかでも 局所領域内で輝度値が極端に偏っていたとしても対応可能な CLAHE (Contrast Limited AHE)[Zuiderveld 94] を導入す る.画像の上部と下部とで輝度と色合いが異なる場合に対し て, CLAHE を行うことで正規化された画像を得ることを期待する.

3.3 CNN による精査ステージ

探索ステージでは子実の作る影の特徴だけを用いているた め、茎や葉を子実と誤検知してしまう例が多くあった.そこ で、ラベル付けされた子実のパッチ画像とそれ以外の領域から 得たパッチ画像で CNN を学習し、子実領域以外を棄却する.

子実検知では, CNN を畳込み層 4 層, プーリング層 3 層, 正規化層 2 層, 全結合層 2 層で構成する. 活性化関数は Relu を使用する.

4. 茎領域の検知

花や子実を検知する際、背景や他の株を対象株として誤検知 してしまうことがある.このような誤検知を抑制するため、、 対象株の茎を検知する手法を提案する.

本研究で扱っている画像データは自然の群落内で撮影された ものであり、背景と前景の区別は容易でない.そこで Coarseto-Fine のアプローチに基づく方法を提案する.画像に対し SLIC を適用して小領域に分割し、各小領域に対して CNN に より茎領域判定を行う.さらに、色相による背景除去や CNN によるボケ領域の棄却、モルフォロジー変換やラベリングによ るノイズ除去を施し、前景部分以外を棄却する.最後に、画像 に対して縦方向に最も多くピクセルを含む領域を茎領域として 検知する.

4.1 茎小領域の抽出

茎領域を検知するために入力画像全体に対して異なるサイズの移動窓によるラスタスキャンを行う.移動窓で得られた画像の一部を CNN の入力とし、茎であるか否かを判定する.なお、CNN は茎、葉、背景の3クラスで学習されており、畳込み層3層,プーリング層1層,全結合層2層で構成される.活性化関数は Relu を使用する.学習データは画像から茎と葉と背景を手動で切り取り用意した.

茎検出を行う際、まず SLIC を適用して小領域に分割し、図 3 のように CNN で茎と判断された移動窓の中心座標を含む小 領域以外を棄却する. CNN と SLIC を組み合わせることで、 CNN で得られた茎領域を SLIC によってエッジ部分を残しな がら残すことができる.



図 3: 茎小領域抽出の過程:左列上段の画像は CNN でのラス タスキャンによる茎検知結果、左列下段の画像は SLIC による 領域分割結果、中央の画像は左列の結果を重ねたものであり、 CNN によるラスタスキャンでの検知領域の中心座標を含む小 領域以外を削除することで右の画像のような結果を得る

4.2 後処理

CNN で茎と検知された部分に対応する小領域以外を棄却す るだけでは、背景や葉の誤検知が除去しきれない.そこで、以 下の三つを除去する後処理を施す.

(1) 背景のピクセル

- (2) ボケ領域
- (3) ピクセル数の小さい小領域

CNN による茎判定で背景の空や地面を誤検知することがある. それらの領域を除去するために HSV 色空間上の H に範囲を設ける. そうすることで茎と色相の異なる空や地面などの領域が除去される.

また、CNN による茎判定で背景のボケた株を誤検知するこ とがある.その領域を除去するため、ボケている領域とフォー カスがあっている領域から画像を手動で切り取り、ボケ領域と 非ボケ領域に分類するよう CNN を学習する.茎判定で茎と誤 検知された背景領域とボケ判定でボケと検知された部分が同 じ小領域に対応した場合、その小領域を除去する.そうするこ とでボケによる誤検知を削減することができる.図4に例を 示す.



図 4: ボケ領域が取り除かれる際の例

次に、モルフォロジー変換による膨張と収縮を繰り返して、 茎領域内部のノイズを除去する.これは色相による背景ピク セルの除去の際に誤って除去された茎領域を復元させるためで ある.

最後に、ラベリングによる一定ピクセル以下の領域を除去 する. 茎領域以外で散り散りに存在する誤検知による小領域は ピクセル数が小さいので、一定のピクセル数以下のクラスタを 削除することで除去することができる. 最終的に図 5 のよう な結果が得られる.



図 5: 左の画像:ノイズ除去前の画像、右の画像:各種ノイズ除 去後の結果

4.3 茎領域の決定

提案手法では、水平方向に一定幅の範囲に収まり、垂直方向 に多くのピクセルをもつ領域を茎領域として抽出する.図5の 右図のような結果に対して縦のピクセルが多い範囲を決定す る.本研究では、図6に示すように、横幅200ピクセルの長 方形の領域を左から右に動かし、領域内のピクセル数が最大に なる場所を茎領域とした.なお、検知された領域と正解領域と の距離が一定範囲以下なら検知成功とする.



図 6: 左の画像:元画像、右の画像: 橙色に示す長方形を画像の 左端から右端にかけて動かし、最もピクセル数が多い領域を茎 領域とする

5. 性能評価

5.1 画像の撮影環境

本研究では、北海道農業研究センターの協力のもと芽室研 究拠点の試験圃場内で撮影された大豆の画像を用いた.撮影機 器は図 7(a) に示す単軸ロボットにデジタルカメラ1台を取り 付けたもので、図 7(b) のようにカメラは下から上に等速で上 昇しながら一定時間間隔で撮影を続け、一株当たり 30 枚の連 続画像が得られる.

試験圃場内の6ブロック,18地点で撮影が行われ、その うち3ブロック(9地点)では多収阻害要因を特定するため,生 育初期に除草剤が意図的に多くが散布されている.



図 7: 左の画像:単軸ロボット、右の画像:カメラが単軸ロボットに沿って下から上に等速で上昇する様子

5.2 花検知結果

花の検知は 2015 年 7 月から 8 月にかけて、芽室研究拠点の 試験圃場内における 18 地点で撮影された 1,207 枚の画像に対 して実験を行った.本実験において、CNN の学習に用いるこ とのできる花の画像が少ないため一般物体認識の学習済みモデ ル [Chatfield 14] をパラメータの初期値として転移学習を行っ た.評価方法は事前に花部分をラベル付けした部分と検知結果 の距離が一定値以内であれば検知成功とする.表 1(b) は、提 案手法における 18 地点の平均適合率、再現率、F 値を示して おり、適合率 0.90、再現率 0.83 と高い精度を示しているのが 分かる.表 1(a) は CNN を用いず SLIC と色相のみを用いた 結果であり、CNN を導入することで精度の向上に成功してい るのが分かる.

5.3 子実の検知の実験結果

子実の検知は 2014 年 7 月から 8 月にかけて芽室研究拠点の 試験圃場で撮影された 502 枚の画像に対し実験を行った.本 実験において、CNN の学習には ImageNet2012 で事前学習さ れた Caffenet のモデル "bvlc reference caffenet.caffemodel"

(a) SLIC	と色相のみ	りの結果
適合率	再現率	F 値
0.77	0.83	0.80

(b) 提案手法 (SLIC と色相と CNN)

適合率	再現率	F 値
0.90	0.83	0.86

をパラメータの初期値として転移学習を行った.評価方法は事前に子実部分をラベル付けした部分と検知結果の距離が一定値以内であれば検知成功とする.表2(b)に提案手法における18地点の平均適合率、再現率、F値を示しているが適合率0.92、再現率0.77と高い精度を示しているのが分かる.なお表2(a)はCNN識別機を用いずViola-Jonesの手法のみを用いた結果であり、CNN識別機を導入することで精度の向上に成功しているのが分かる.

表 2: 子実の検知結果 (a) Viola-Jones の手法

適合率	再現率	F 値
0.78	0.81	0.80

(b) 提案手法 (Viola-Jones の手法と CNN)

適合率	再現率	F 値
0.92	0.77	0.84

5.4 茎領域の検知の実験結果

茎領域の検知は 2015 年 7 月から 8 月にかけて芽室研究拠 点の試験圃場内の 18 地点で撮影された 1,944 枚の画像に対し て実験を行った.本実験において、CNN の学習には学習済み の GoogleNet[Szegedy 15] をパラメータの初期値として転移 学習を行った.評価方法は事前に茎領域をラベル付けした部分 と検知結果の距離が一定値以内であれば検知成功とする.なお 茎領域は一画像に対して一つしかないため、検知が成功した際 ヒットとし、全画像でどれだけヒットしたかをヒット率として 評価する.検知結果は 18 地点の平均ヒット率が 0.87 となり、 高い精度を示したことがわかる.

6. まとめと今後の課題

本論文では、大豆の生育情報を自動観測する画像センシン グシステムとして SLIC と CNN による花検知、Viola-Jones の手法と CNN による子実検知、SLIC と CNN による茎領域 検知を行う手法を提案した.花検知、子実検知、茎領域検知で はそれぞれ 0.86(F 値)、0.78(F 値)、0.87(ヒット率) という高 い精度を示した.

今後さらに検知精度を高め、より詳細な生育情報を取得 し、人手では得られなかったノウハウの取得を目指したい.

謝辞

本研究は、平成27年度農林水産省委託プロジェクト研究「多 収阻害要因の診断法及び対策技術の開発」の助成を得て行わ れた.



図 8: (a) 花の検知結果 (b) 子実の検知結果 (黄色の四角形は 子実の正解ラベル、赤色の四角形は提案手法での検知結果、青 色の四角形は Viola-Jones の手法での検知結果)(c) 茎領域検知 の入力画像 (d) 茎領域の検知結果 (黄色の四角形が茎領域の正 解ラベル、青色の四角形が検知結果)

参考文献

- [NEC] NEC agriculture ict solutions. http://www. nec.com/en/global/solutions/agri/index.html Accessed: 2017-02-24
- [Aki] "Akisai" Food and Agriculture Cloud. http://jad.fujitsu.com/exhibit/2012/ceatec/ pdf/id6-1-1e.pdf Accessed: 2017-02-24
- [Achanta 12] Radhakrishna Achanta et al. Slic superpixels compared to stateof- the-art superpixel methods. *IEEE* trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 34(11):22742282, 2012.
- [Viola 04] Paul Viola and Michael J Jones. Robust realtime face detection. International Journal of Computer Vision, 57(2):137154, 2004.
- [krizhevsky 12] Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever and Geoffrey Hinton. Advances in Neural Information Processing Systems, 1097-1105, 2012
- [Pizer 87] Stephen M Pizer et al. Adaptive histogram equalization and its variations. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 39(3):355368, 1987.
- [Zuiderveld 94] Karel Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics gems IV*, pages 474485. Academic Press Professional, Inc., 1994.
- [Chatfield 14] Ken Chatfield et al. Return of the devil in the details: Delving deep into convolutional nets. arXiv preprint arXiv:1405.3531, 2014.
- [Szegedy 15] Christian Szegedy et al. Going deeper with convolutions. In Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 19, 2015.