

# 温度情報と可視画像を用いた自然背景中の果実検出の検討

1255097 稲井 喜基 【画像情報工学研究室】

## A Study on Fruit Detection in Natural Backgrounds by Combining Thermal and Visible Image

1255097 INAI Yoshiki 【Image Processing and Informatics Lab.】

### 1 はじめに

近年農業従事者の減少の深刻化から農業の省力化、自動化のために、果実や野菜の果実に関する自動識別、自動収穫の技術が研究開発されている。自動識別における画像処理による手法の多くは RGB カメラを用いて行われており、果実の色彩特徴や形状特徴に着目して行われている [1]。しかしピーマンのように緑色の果実は周囲に葉や茎といった緑色の物体が多いため、そのような自然背景中で果実特有の色彩特徴を用いることが難しい。

そこで我々は温度情報に注目した。葉の蒸散や果実の熱容量の影響などから、一定の時間に自然背景と果実に温度差が表れる [2]。

本研究では市販のサーモグラフィカメラを用いた果実検出を、RGB に加えて温度情報による自然背景中の、果実識別精度向上について検討している。



図 1 4ch 検出結果

### 2 提案手法

#### 2.1 実験機器

使用するカメラ (FLIR 社製 E8-XT 熱画像解像度 320 × 240, カラー画像解像度 640 × 480, 熱画像画角 45° × 34°, カラー画像画角 55° × 43°) は、簡単に熱画像とカラー画像を同時に撮像できる。しかしそれぞれ画角が異なり 1 画素のスケールが異なる。2つの異なる画像を重ねるために画角から計算された 1.52 倍に温度画像を拡大して、輪郭情報から正規化相互相関により、位置合わせを行ったものを入力に用いる。

#### 2.2 深層学習ネットワーク

使用するネットワークとして Detectron2 の MaskRCNN を用いた。Detectron2 は、Facebook AI Research

の次世代ソフトウェアシステムで、最先端の物体検出アルゴリズムが実装されている [3]。Mask-RCNN は、Faster-RCNN の拡張版である [4]。Faster-RCNN は物体検出に広く用いられており、検出された物体の周囲にバウンディングボックスを生成するモデルである [5]。Mask-RCNN では、さらに物体マスクも生成する [5]。本研究では、Detectron2 の MaskRCNN を 4ch 入力できるようにするため、用意されている config をもとに、入力フォーマットの変更、正規化に使用するための平均のチャンネル数の変更等を行い学習を行った。

表 1 config 設定

設定項目	設定内容
PIXEL_MEAN	[103.53, 116.28, 123.675, 0.0]
PIXEL_STD	[1.0, 1.0, 1.0, 1.0]
INPUT_FORMAT	"RGBA"
Pretrained Model	mask_rcnn_R_50_FPN_3x
SOLVER.IMS_PER_BATCH	2
SOLVER.BASE_LR	0.00025
SOLVER.MAX_ITER	300
ROI_HEADS. BATCH_SIZE_PER_IMAGE	128
ROI_HEADS.NUM_CLASSES	1

### 3 実験

#### 3.1 データセット

画像の撮影はハウス内にあるピーマンを対象に行った。撮影時間は 4 月 23 日午後 0 時半 6 枚, 5 月 19 日午後 0 時半 30 枚, 5 月 23 日午後 0 時半 39 枚, いずれも晴れの 75 枚の画像を使用した。このうち学習用に 60 枚, テスト用に 15 枚とした。またデータ拡張のために水平方向の RandomFlip と短辺が 640, 672, 704, 736, 768, 800 の何れかになるようにランダムに選択してリサイズを行い、長辺もリサイズされた短辺に合わせて縦横比が変わらないようにリサイズ処理を行う。

#### 3.2 結果

今回は RGB の 3ch と 4ch 目に画像サイズと同じ高さ幅の 255 で埋めた配列を入力した画像、同様にし

て0で埋めた配列を入力した画像で学習を行った場合とRGBと温度情報の4chで学習を行った場合を交差検証で比較する。評価指標にはAP(Average Precision)をもとに比較する。APは正解画素をどの程度検出できているかを平均的に表す指標である。IoUを0.5から0.95まで0.05刻みで動かして計算したAPの平均をAP, IoU>0.5で計算したAPをAP50, IoU>0.75で計算したAP75, 小さい物体に対するAPをAPs, APsより大きい物体に対するAPをAPmとして表1に表す。表1からRGB255と比較してRGBTは全体として精度が高いことがわかる。

テスト画像での検出結果についても比較する。図2, 図3の左図の青い画素は見逃し画素, 赤い画素は誤検出画素, 紫は正答できた画素である。正解画素に関しては4chでは全て検出できているのに対しRGB255ではほとんど検出できていないことがわかる。ただRGBTにおいても誤検出に関しては多く見られ, これがAPの低下に影響を与えていることがわかる。

今回結果から4chで学習を行う場合, 3chはRGBでも温度情報を加えることで精度の向上を期待できると考えられる。しかし誤検出も多く見られたためこの改善が必要である。

表2 評価指標比較

ch	AP	AP50	AP75	APs	APm
RGBT	19.2278	48.58	17.4964	19.8938	22.4696
RGB255	5.6932	14.2132	3.8282	5.0208	8.2142
RGB0	0.0108	0.07	0	0.009	0.0154



図2 RGB255 検出結果



図3 RGBT 検出結果

### 3.3 考察

4chにおいて誤検出が多く見られた原因としては温度情報に対する処理や学習方法に問題があると考えられる。

と果実の温度は前述のとおり温度差が見られるが, 太陽光が直接当たることによる温度上昇や, 反対に果実が陰にあることによる温度低下により, 温度差が表れない画像も存在する。このような原因は学習データの増加により改善が期待される。学習方法に関してはdetectron2は3chで最適化がされており事前学習モデルも3chで学習されたものであることから, 4chに対する最適化が不十分であったため, 精度があまり高くなかったのではないかと考えられる。そのため4chでの学習に最適化することで精度はより向上することが期待される。

## 4 結論

本研究では, detectron2のMaskR-CNNを用いて, RGBと温度情報から自然背景中のピーマン果実の検出精度向上を検討した。4ch入力での学習を行うことにより果実検出を行うことができたが誤検出が多く見られる結果となった。これは温度情報において葉領域でも温度の高い部分がある画像が存在するためこのような結果になったと考えている。今後は温度情報に対する処理の変更やRGBと温度を用いた最適な学習方法の検討を行っていききたい。

## 参考文献

- [1] 池田 善郎, Limsiroratana S., “自然背景中の果実検出 (1),” 農業機械學會誌, 67巻, 4号, p. 73-80, 2005.
- [2] H.Gan, W.S.Lee, V.Alchanatis, R.Ehsani, J.K.Schueller, “Immature green citrus fruit detection using color and thermal images,” Computers and Electronics in Agriculture, Volume 152, Pages117-125, 2018.
- [3] Meta, ”Detectron,” “<https://research.facebook.com/downloads/detectron/>,” (参照 2023-01-30).
- [4] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, and Ross Girshick. “MaskR-CNN,” IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
- [5] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun. “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2016, 39, 1137–1149.