

# 小ねぎ調製位置検出のための インスタンスセグメンテーション

安藤 拓翔<sup>1</sup> 井上 優良<sup>2</sup>

<sup>1</sup>大分工業高等専門学校 専攻科 電気電子情報工学専攻

<sup>2</sup>大分工業高等専門学校 情報工学科

# 発表内容

**01**

背景と目的

問題背景と研究の目的

**02**

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

**03**

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

**04**

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

**05**

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 発表内容

01

背景と目的

問題背景と研究の目的

02

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

03

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

04

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

05

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 農業従事者の不足

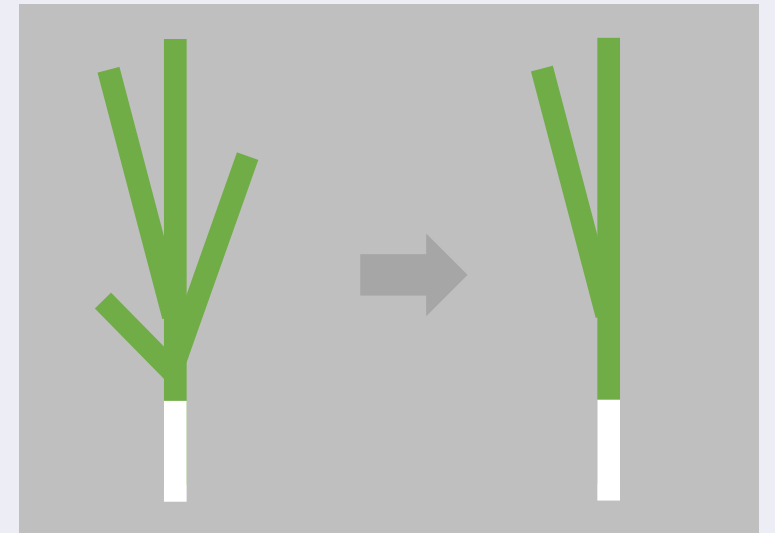
## 大分県の小ねぎ調製場では人手不足が課題

小ねぎ調製作業における省力化・軽労化のために  
農業機械による自動化が要求される

### 小ねぎ調製作業とは

葉の皮むきを指す

出荷するためには 1 芯 1 葉に調製する



1芯1葉(合わせて2枚に)

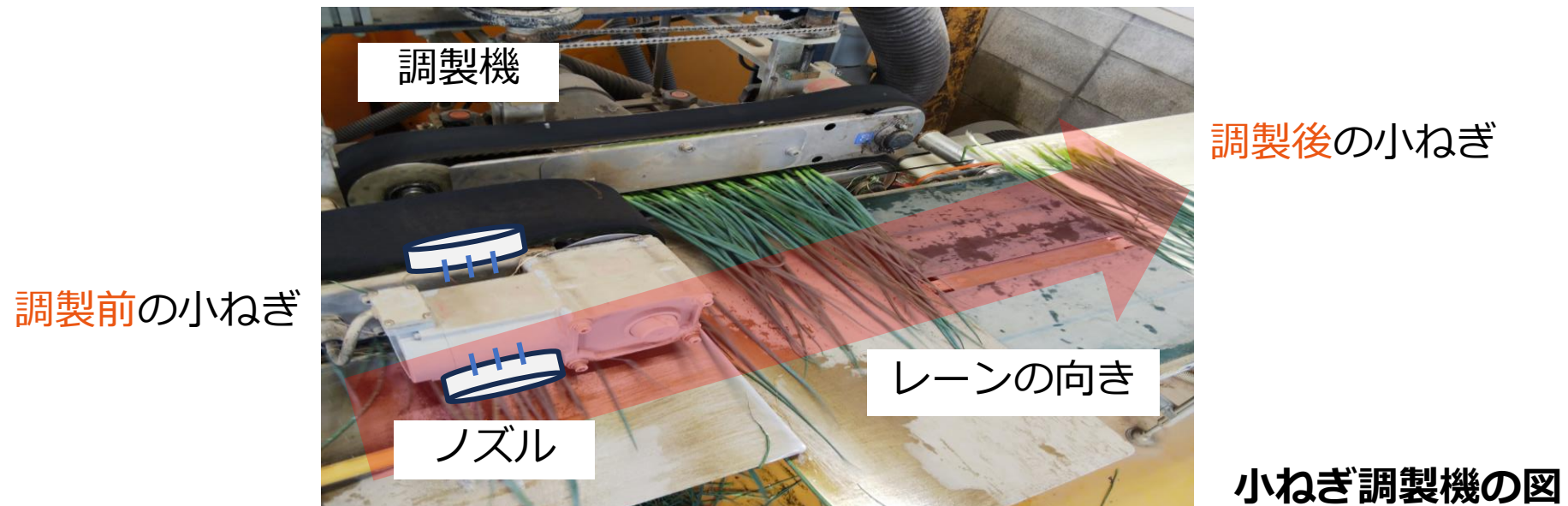
# 調製方法

## 現行の調製手順

上下の水圧ノズルにより不要な葉の除去

精度が低く 一度に全ての不要な葉を取り除くことができない

▶ 人手による二次処理を要する



# 不要な葉を一度に除去するには

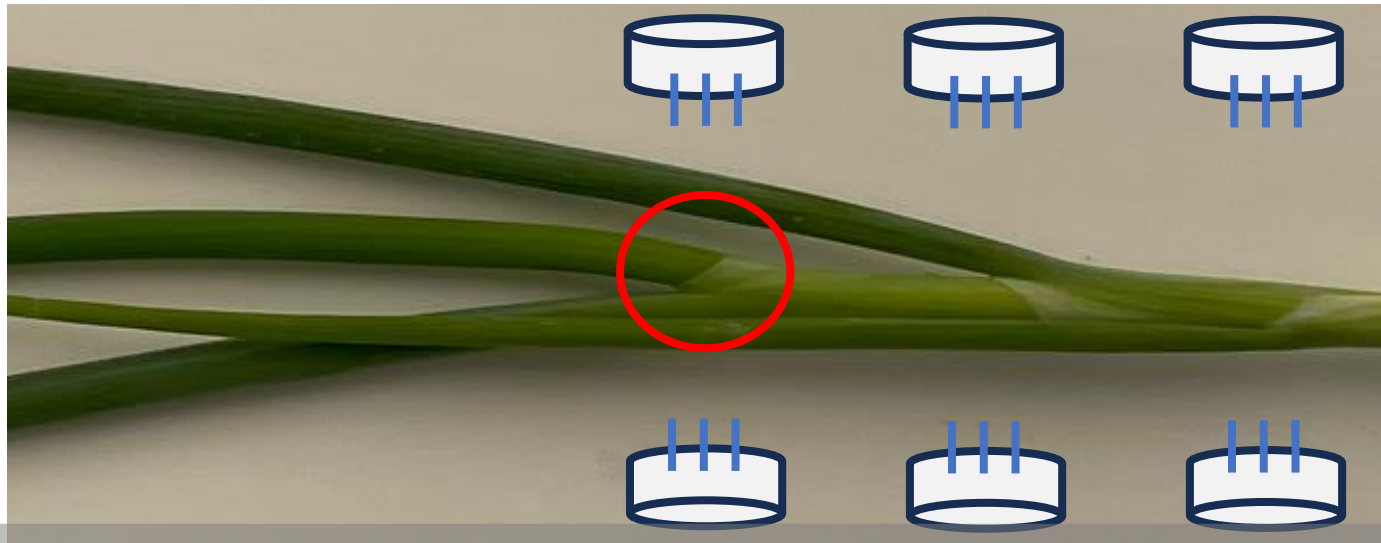
[1]大分県（2022）大分県スマート農林水産業推進方針,  
〈<https://www.pref.oita.jp/soshiki/15060/sumart.html>〉,  
2024 年 2 月 10 日参照

## 方法：水圧ノズルの位置合わせをする[1]

小ねぎの**最上部の分岐部位置**にノズルを合わせて投入

個体によって異なる**分岐部位置**を判別する必要がある

ノズル



目標精度：90%

小ねぎの**上部**

小ねぎの**下部**

イメージ図

# 分岐部位置の判別方法

## 画像認識により判別

YOLOなどのDNNによる物体検出が挙げられる

分岐部が遮蔽された場合は検出できない



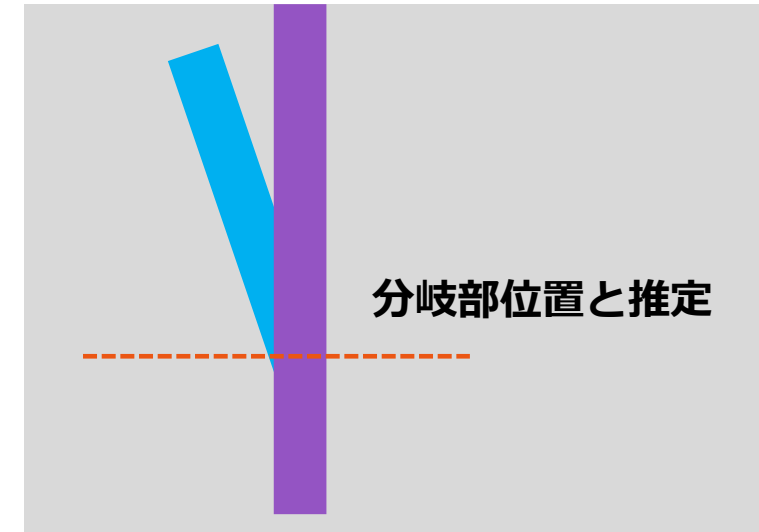
# 本研究では

分岐部が遮蔽された場合でも対応

1つの葉が分岐して2枚の葉に変化した箇所

インスタンスセグメンテーションにより

葉の枚数をカウント



葉の形状から分岐部の位置を推定

## 本研究の目的

インスタンスセグメンテーションにより

葉の位置から分岐部を推定する手法の有効性の評価



# 発表内容

01

背景と目的

問題背景と研究の目的

02

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

03

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

04

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

05

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 1. エッジ検出による分岐部検出

## 分岐部にある繊維斜線を検出[2]

分岐部には斜線のような繊維がある特徴を利用

エッジ検出により分岐部斜線を抽出することで  
分岐部位置を検出

組込み機器でも容易に動作可能

ただし 遮蔽は×



## 2. YOLOXによる分岐部検出

### 白ねぎを対象とした分岐部検出[3]

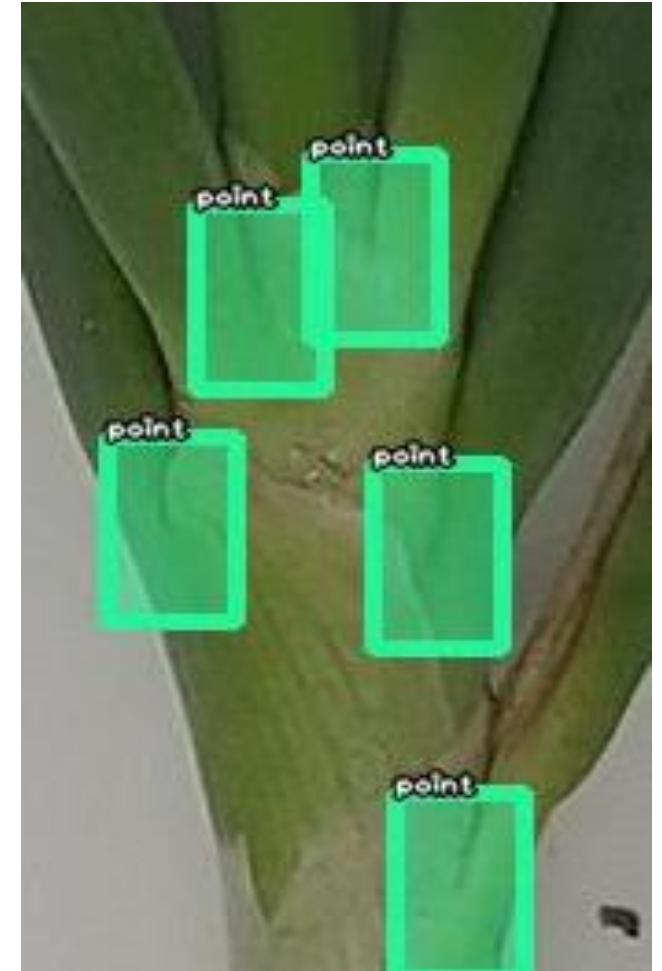
YOLOXによる分岐部の検出

組込み機器向けの軽量なモデルを利用

精度は約96%

ただし 遮蔽は×

(小ねぎより遮蔽が少ないため問題なし)



# 本研究の立ち位置

---

## 先行研究の共通した特徴

カメラで分岐部を撮影できる前提

分岐部が遮蔽されていれば検出はできない

## 本研究では

小ねぎは葉が重なり合うことが多いため

▶ 分岐部の遮蔽によらない検出手法を提案

# 発表内容

01

背景と目的

問題背景と研究の目的

02

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

03

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

04

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

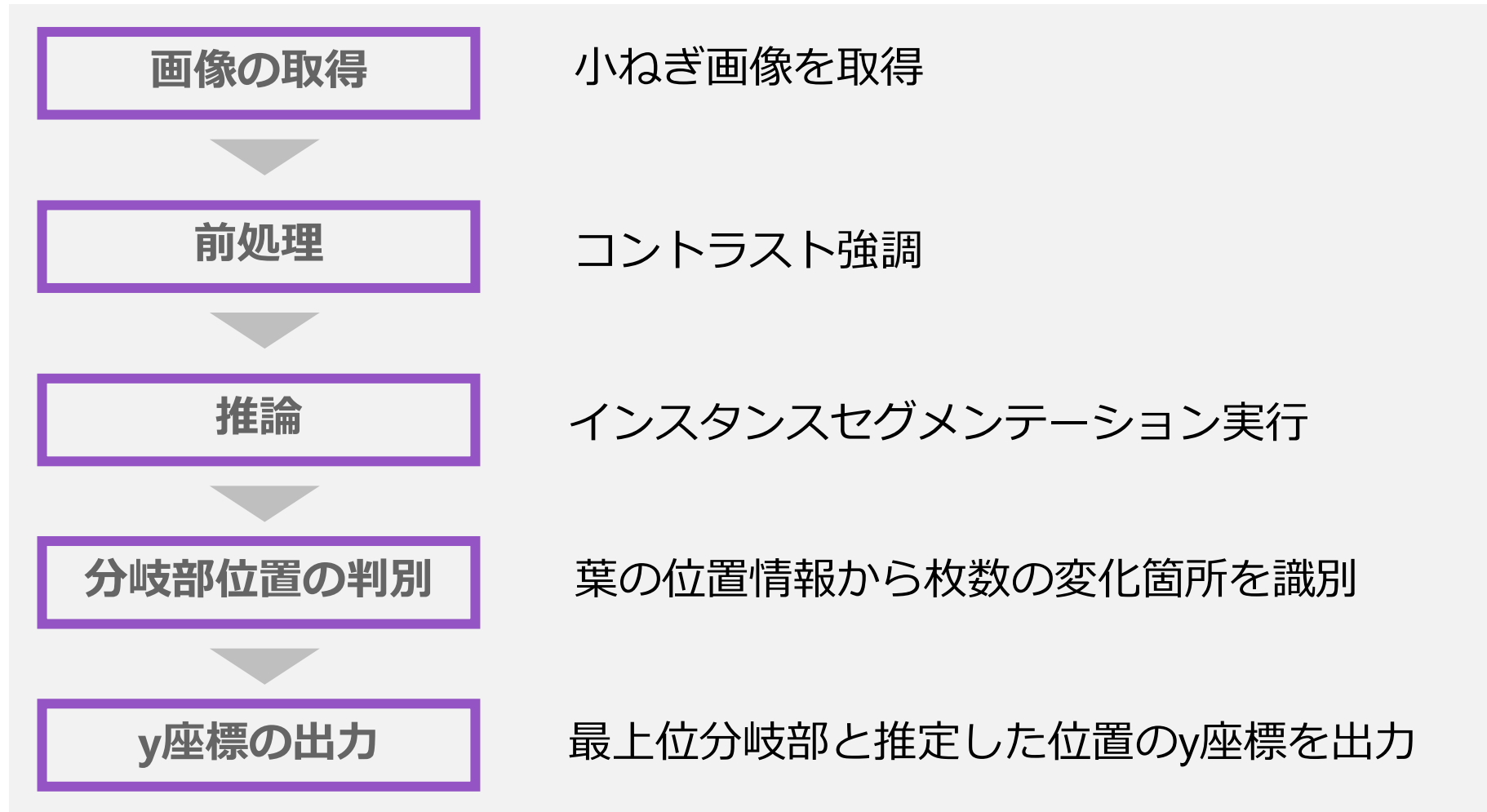
05

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 提案手法

## 処理の流れ



# 処理の流れ

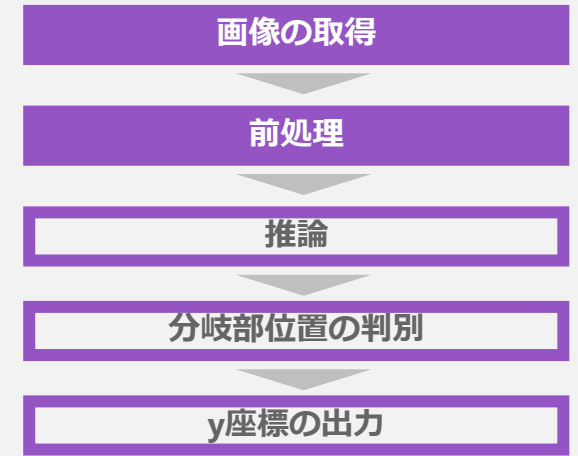
[4] コントラストの調整 - MATLAB & Simulink,  
([https://www.mathworks.com/help/images/contrast-adjustment\\_ja\\_JP.html](https://www.mathworks.com/help/images/contrast-adjustment_ja_JP.html)), 2024 年 9 月 18 日参照

## 画像の取得と前処理

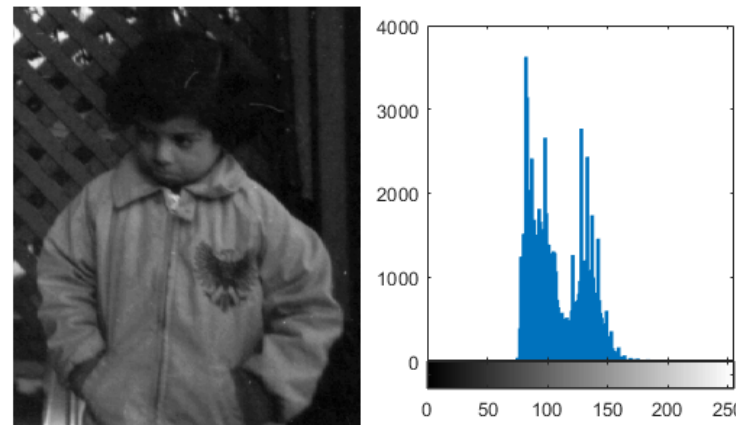
調製前の小ねぎ 1 本を撮影した画像を取得

推論の精度を上げるため

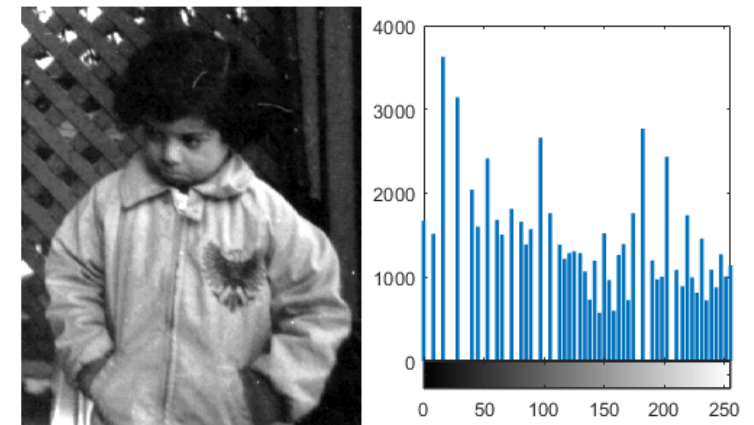
前処理としてヒストグラム平坦化を適用



コントラストの補正



補正前



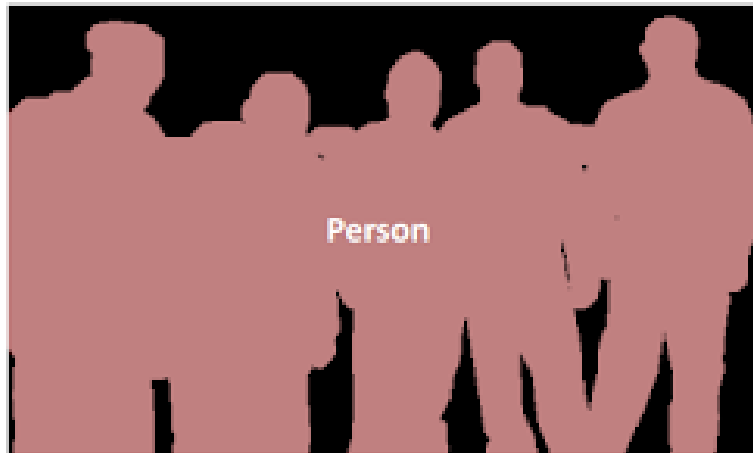
補正後 [4]

# 処理の流れ

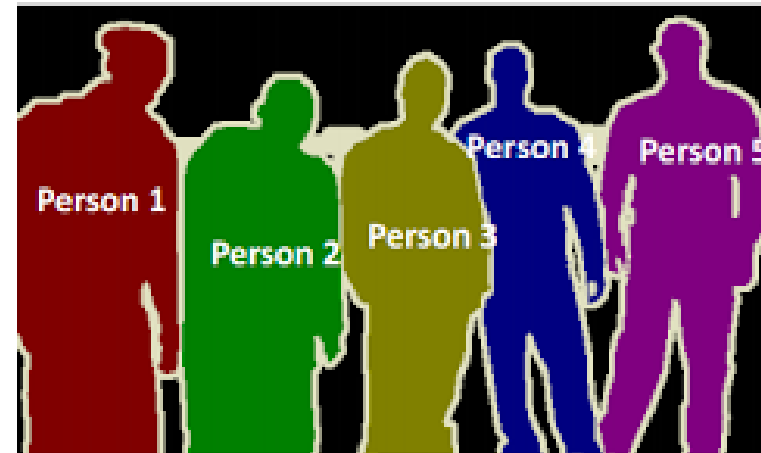
## インスタンスセグメンテーションとは

領域分割して物体の種類を認識できる手法

セマンティックと違い、同じクラスでも個別に抽出



Semantic Segmentation



Instance Segmentation

2つのセグメンテーションの違い

利用したモデル : Mask-RCNN

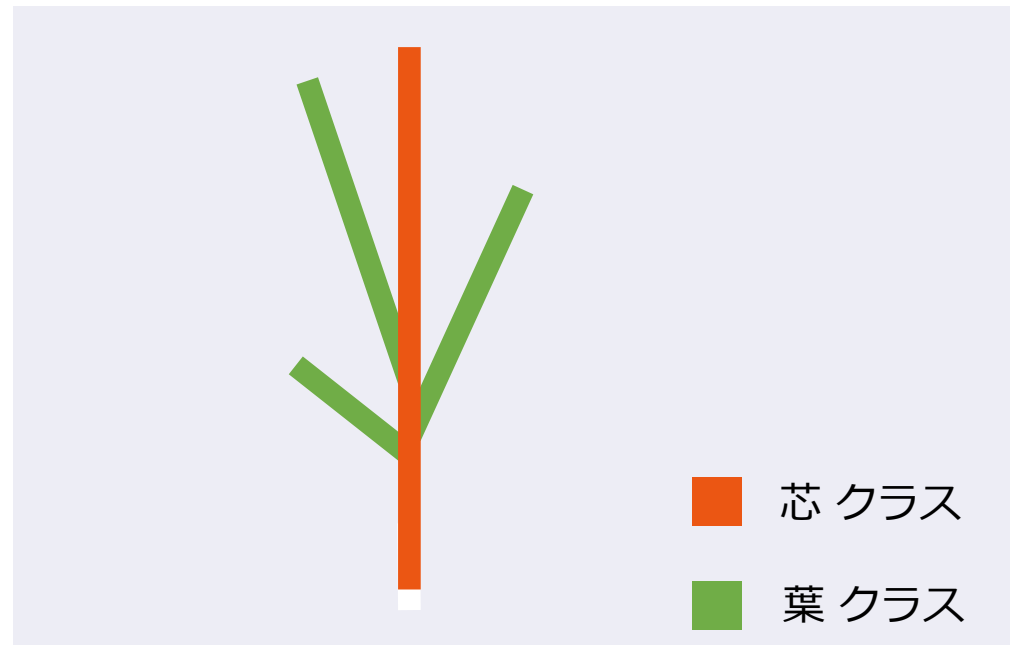


# 処理の流れ

アノテーション：芯クラスと葉クラスで区別

芯クラス：根から小ねぎの先端まで伸びている葉

葉クラス：芯から分岐している外葉



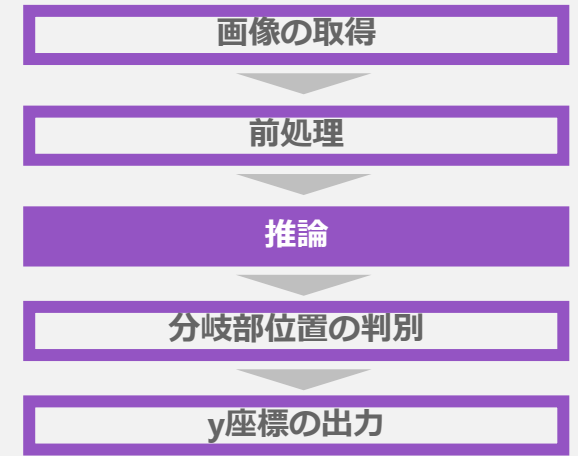
# 処理の流れ

## 推論 (インスタンスセグメンテーションを実行)

Mask-RCNNにより

葉と芯のインスタンス領域を推論

物体のバウンディングボックスを取得

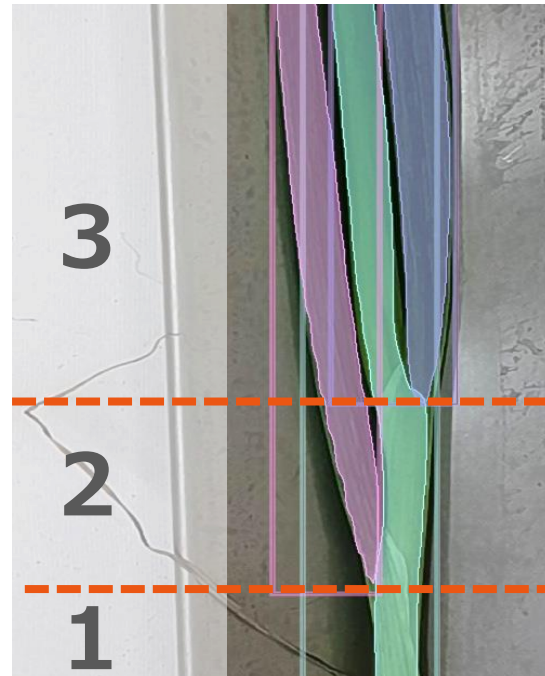


# 分岐部位置の判別と出力

## 葉の位置と枚数から分岐部位置を推定

葉の枚数が変わっている箇所が

分岐部であると推定して出力



最上位分岐部 (このy座標を出力)

第2分岐部

画像の取得

前処理

推論

分岐部位置の判別

y座標の出力

# 発表内容

01

背景と目的

問題背景と研究の目的

02

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

03

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

04

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

05

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 本実験の目的

葉の位置から分岐部を推定する手法の  
検出精度と分岐部の遮蔽に対する有効性の評価

推論処理を認識精度(正解率\*)の観点で性能評価  
物体検出モデル(YOLOX)と比較

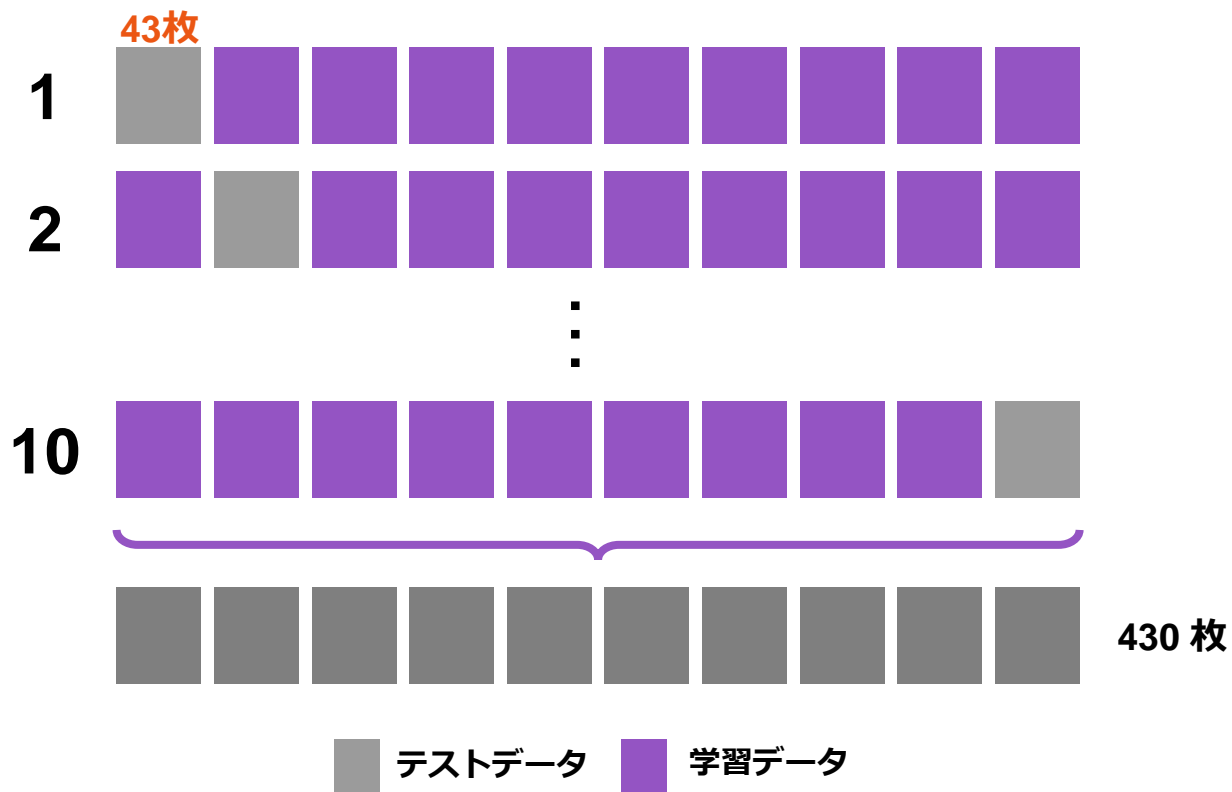
\* 正解位置との差が1cm未満を検出成功とする  
出力y座標と正解y座標の差が50px未満であれば正解



# 評価方法

## K-分割交差検証 (K = 10)

目的：テストデータセットの偏りによる精度の影響を防ぐため



430枚のデータを10分割

1つ(43枚)をテストデータ

残り(387枚)を学習データ

10回実験を実施して

全ての画像について評価

# 実験 (2つの実験により本手法の有効性を評価)

## 01 > すべての小ねぎ画像で評価

小ねぎデータセット430枚 **すべての画像**に対して  
正解率を評価(分岐部が遮蔽された画像も含む)

## 02 > 分岐部が遮蔽された画像で評価

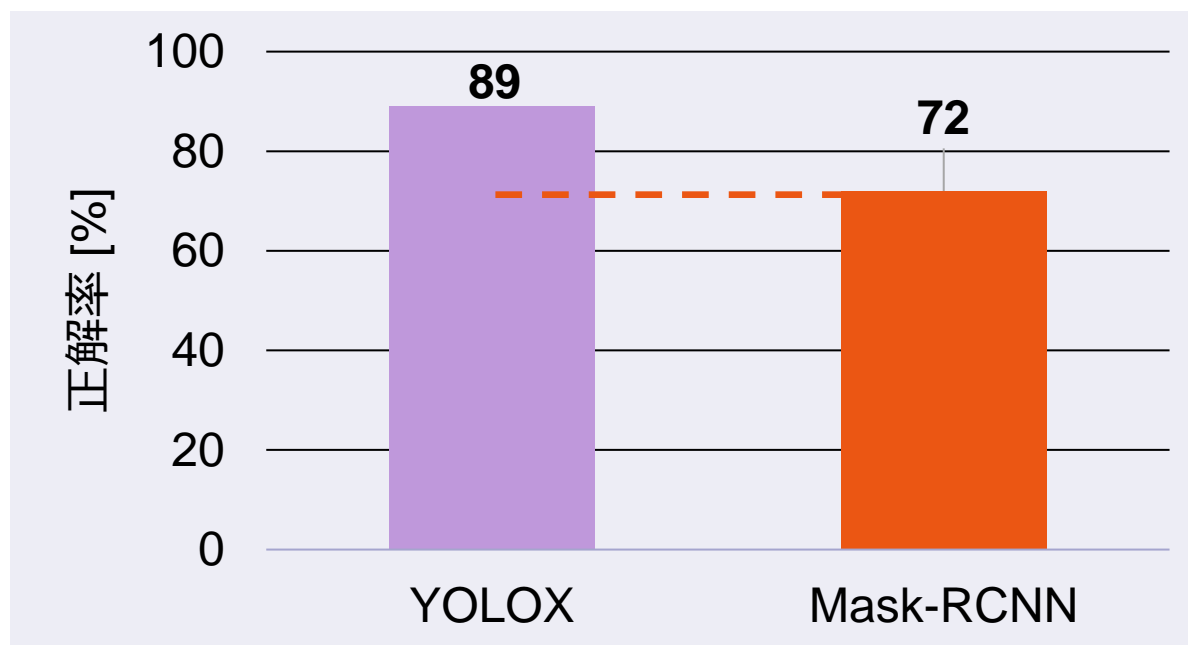
430枚のなかで、 **分岐部が遮蔽されている**と判断した  
**39枚**のうち正解率を評価

# 実験結果

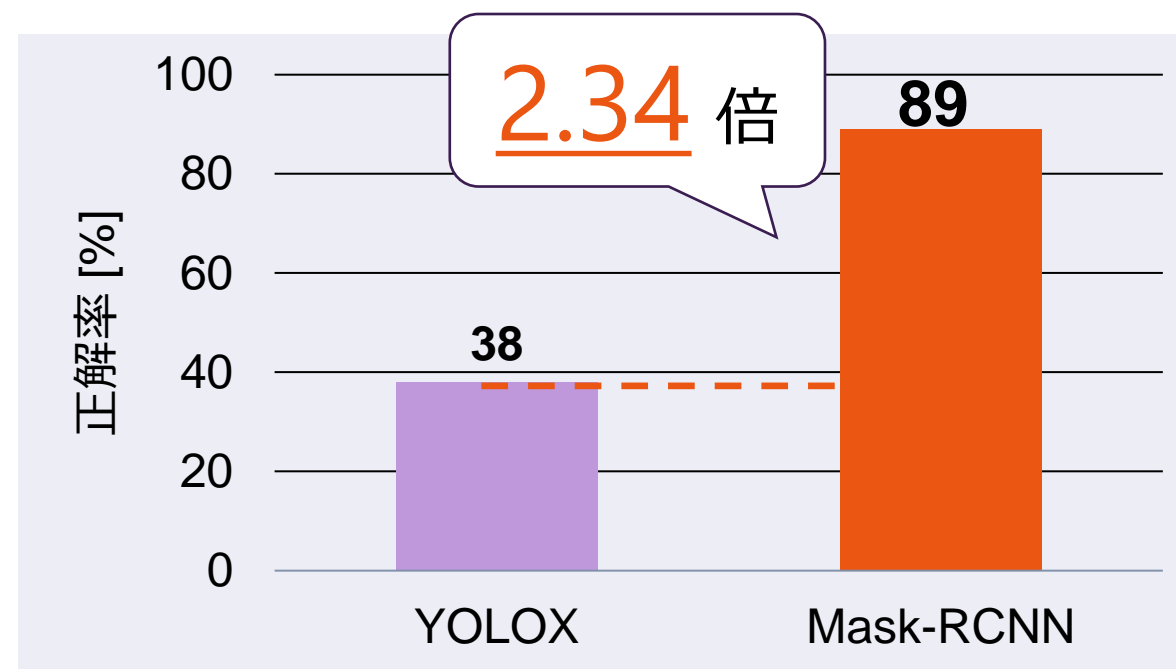
## すべての小ねぎ画像(遮蔽を含む)と遮蔽画像の評価

全ての画像を評価すると精度はYOLOXの推論が上回る

一方で、**分岐部が遮蔽した場合ではMask-RCNNが大幅に上回る**



実験 1 : すべての画像(430枚)の評価



実験 2 : **分岐部が遮蔽**した画像(39枚)の評価

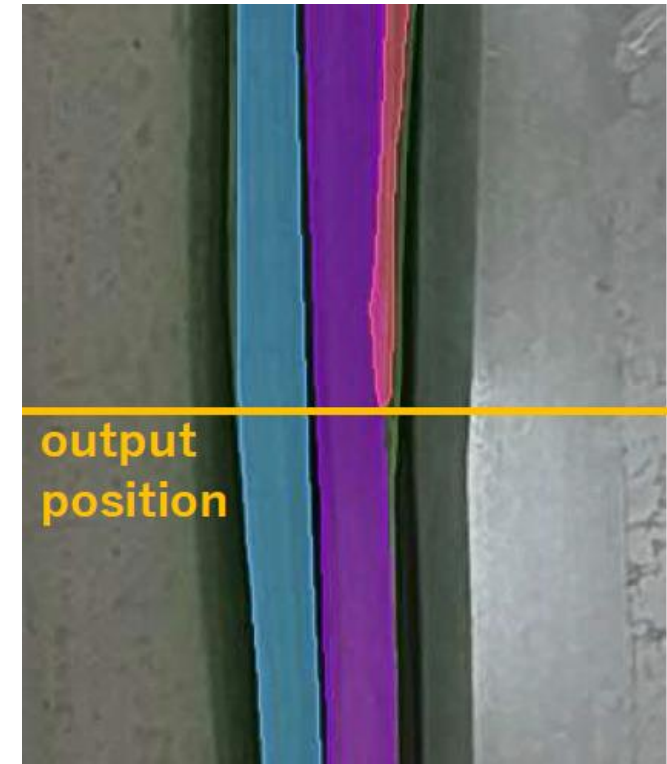


# 提案手法の有効性について

## 葉が見えていれば推定可能

分岐部が遮蔽されていても葉を個体ごとに認識することができれば分岐部位置を推定可能

ただし全体の精度は物体検出モデルに劣る  
そのため現時点では実応用は不可



成功例

# 発表内容

01

背景と目的

問題背景と研究の目的

02

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

03

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

04

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

05

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# まとめ

---

インスタンスセグメンテーションにより葉の位置を抽出して  
葉の形状から分岐部を推定する手法を提案

分岐部が遮蔽された場合の検出率は **89%** & YOLOXの約**2.34**倍

▶ **分岐部が遮蔽された場合の検出の有効性を確認**

---

## 今後の課題

分岐部が遮蔽されていない場合の精度の向上  
物体検出モデルと組み合わせた検出手法の検討

appendix

# Mask-RCNN

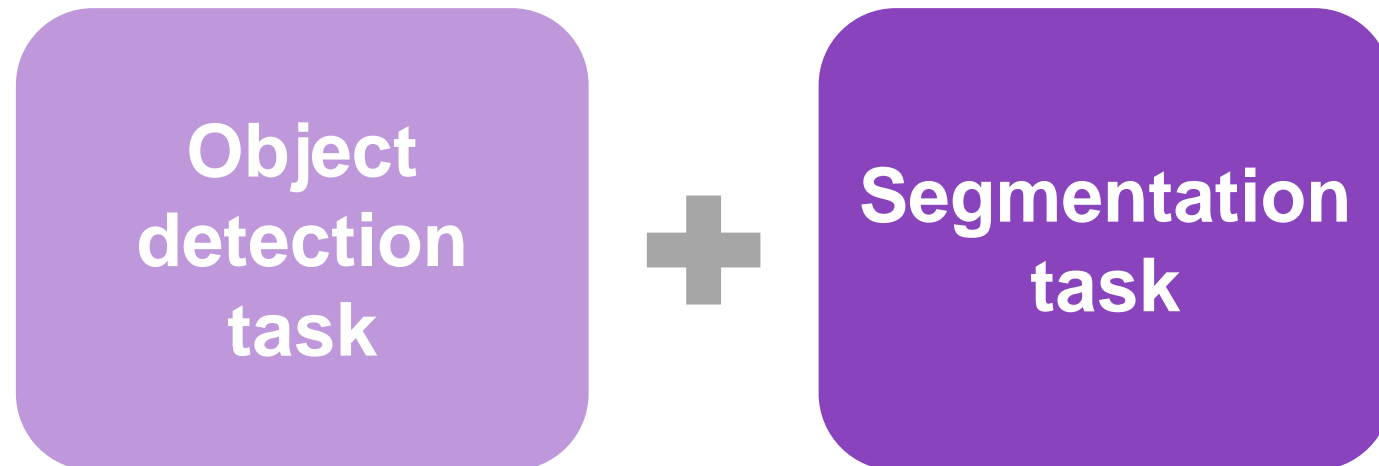
---

**Faster-RCNNをセグメンテーション向けに拡張したモデル**

物体検出(Faster-RCNN)+セグメンテーション機能

物体検出結果として得られた領域に対してセグメンテーション

▶ 2ステップで推論を実行



# Detectron2

## Meta Research が提供するモデル作成用ライブラリ

物体検出やセグメンテーションモデルを作成可能

Apache 2.0 ライセンスで商用利用も可

事前に学習されたResNet-50を転移学習



# 実験環境

---

CPU	Intel(R) Core(TM) i5-11400
GPU	NVIDIA GeForce RTX-3060
OS	Ubuntu 20.04
プログラミング言語	Python 3.11.4

# データセット

---

大分県宇佐市北部小ねぎ共同調製場にて  
調製される小ねぎを撮影した430枚の画像  
撮影位置は固定  
解像度：1920 x 1080





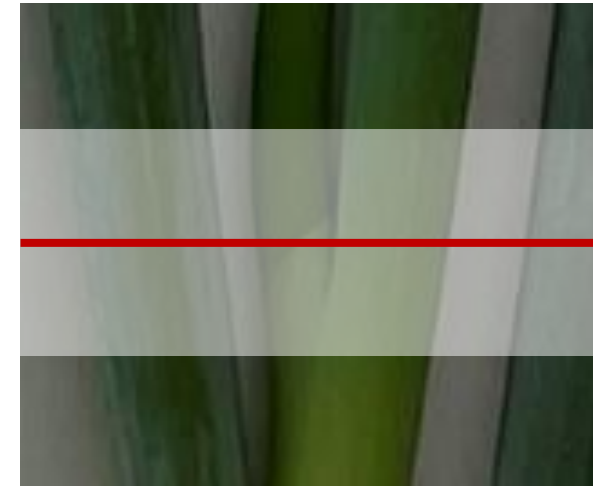
# 検出可否の基準

## 出力y座標と正解y座標を比較

正解位置との差が1cm未満を検出成功とする

出力y座標と正解y座標の差が50px未満であれば正解

正解位置



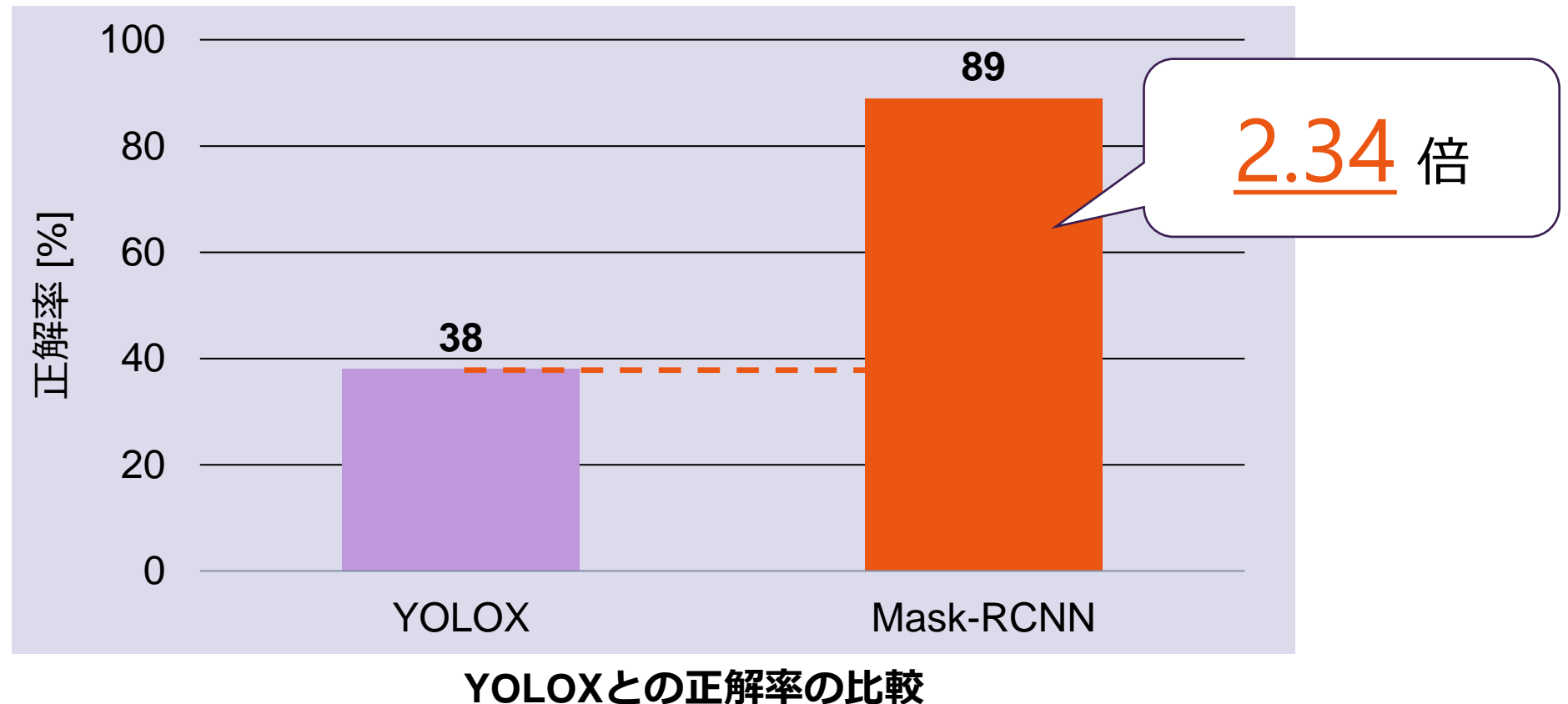
上下誤差  
1.0cm

スライド素材

# 実験 2

## 分岐部が遮蔽された画像に対して推論を評価

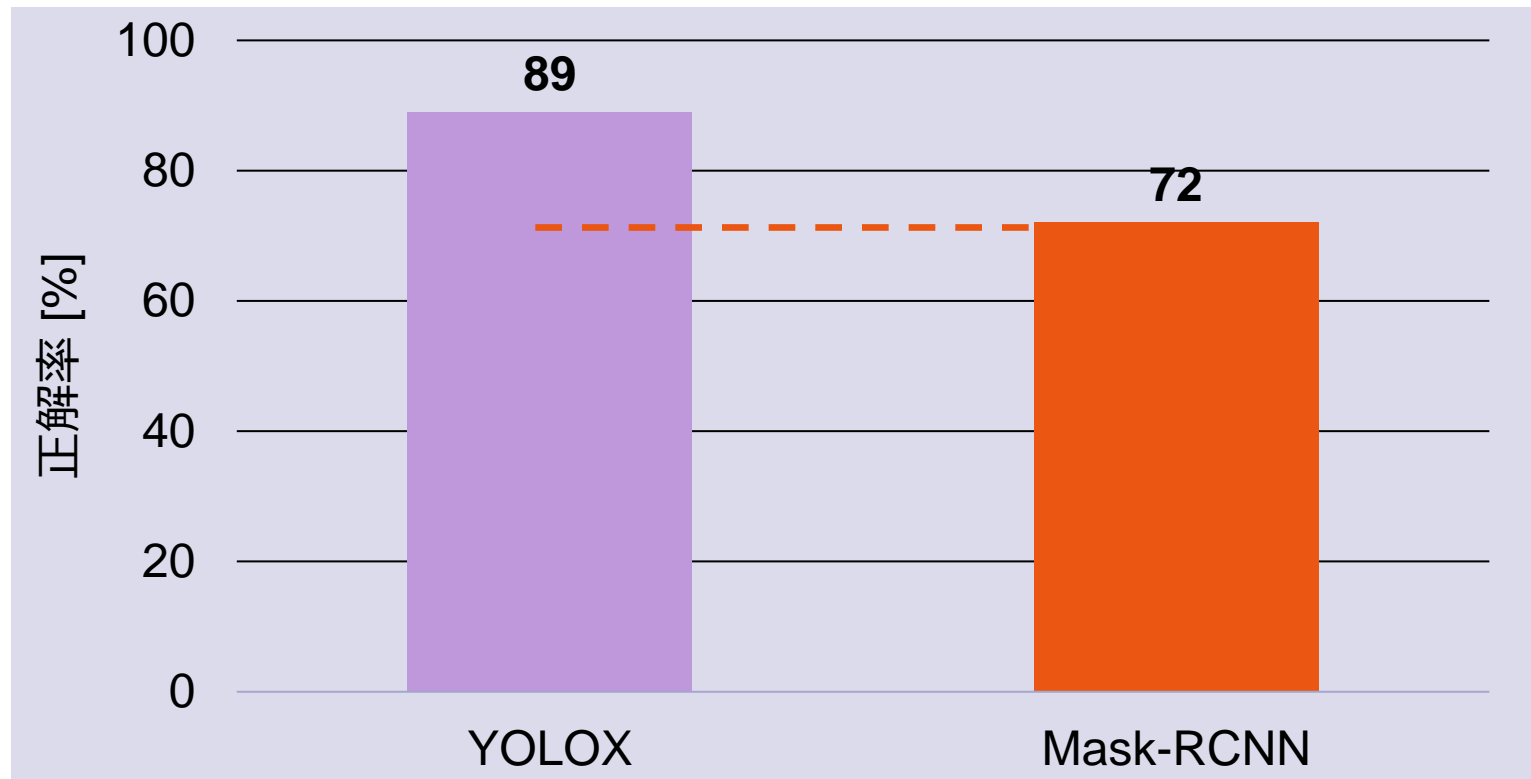
この場合ではMask-RCNNが89%であり高精度



# 実験 1

すべての小ねぎ画像に対して推論を評価

精度はYOLOXの推論が上回る



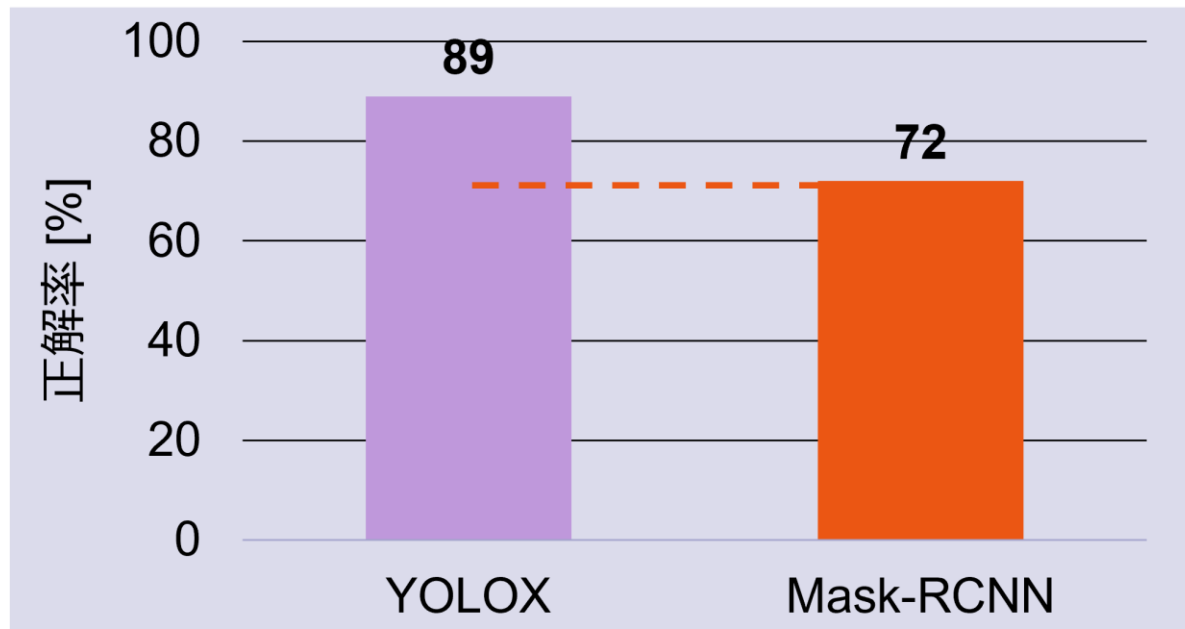
YOLOXとの正解率の比較

# 実験結果

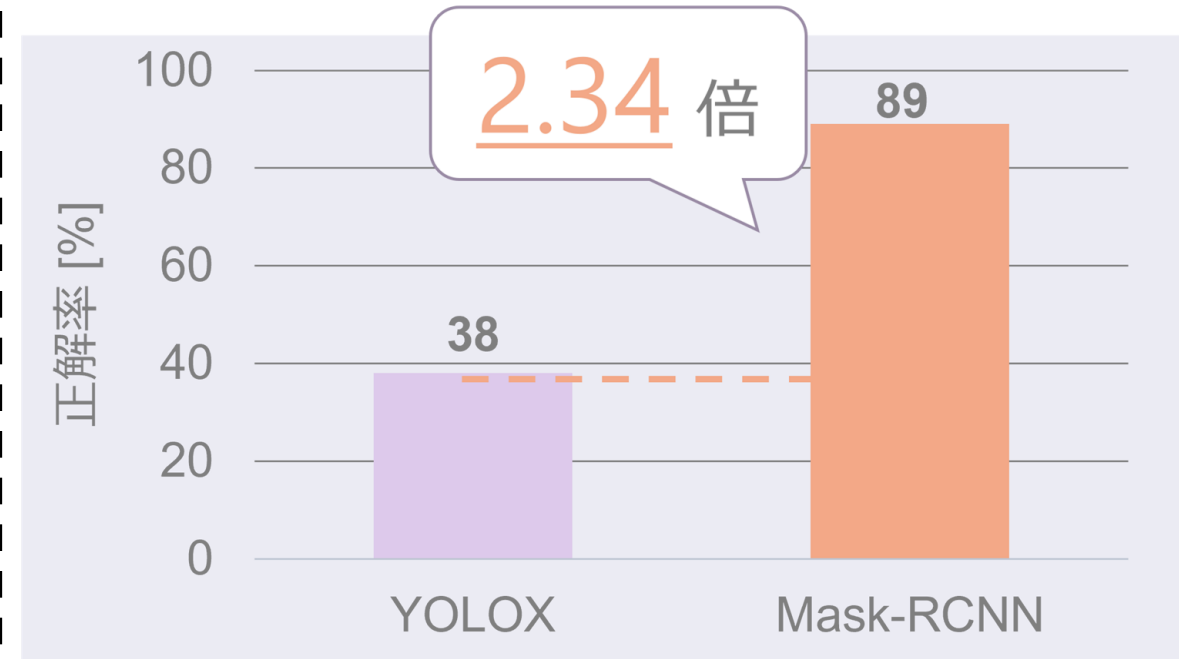
## すべての小ねぎ画像に対して推論を評価

全ての画像を評価すると精度はYOLOXの推論が上回る

一方で、分岐部が遮蔽した場合にはMask-RCNNが大幅に上回る



すべての画像(430枚)の評価



分岐部が遮蔽した画像(39枚)の評価

# 発表内容

**01**

背景と目的

問題背景と研究の目的

**02**

先行研究との比較

既存の検出方法の紹介と本研究の立ち位置の説明

**03**

提案手法

提案手法と分岐部検出システム処理の流れ

**04**

実験と評価

2つの実験により本手法の有効性の評価

**05**

まとめ

本発表のまとめと今後の課題

# 調製方法

## 現行の調製手順

上下の水圧ノズルにより不要な葉の除去

精度が低く 一度に全ての不要な葉を取り除くことができない

▶ 人手による二次処理を要する

