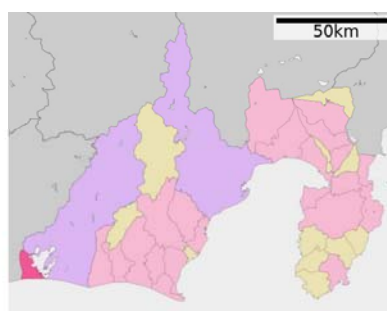


# 機械学習によるキュウリの自動選別システムの開発

#2019/10/08 近畿アグリハイテク 세미나

## 自己紹介

- 小池 誠
- キュウリ農家
- 組み込みエンジニア
  - 町工場のIT化のお手伝い
  - 個人でキュウリ選別機の開発
- 研究（静岡大学 社会人博士課程）
  - Plant sensing & Data analysis
  - アグリエア株式会社



## 年間を通してきゅうりを栽培・出荷

- ほ場面積：約40a
- 家族経営（3人＋パート2人）
- 周年栽培（3作／年）



3

## 品目別10aあたりの労働時間

農林水産省：品目別経営統計(2007年)より

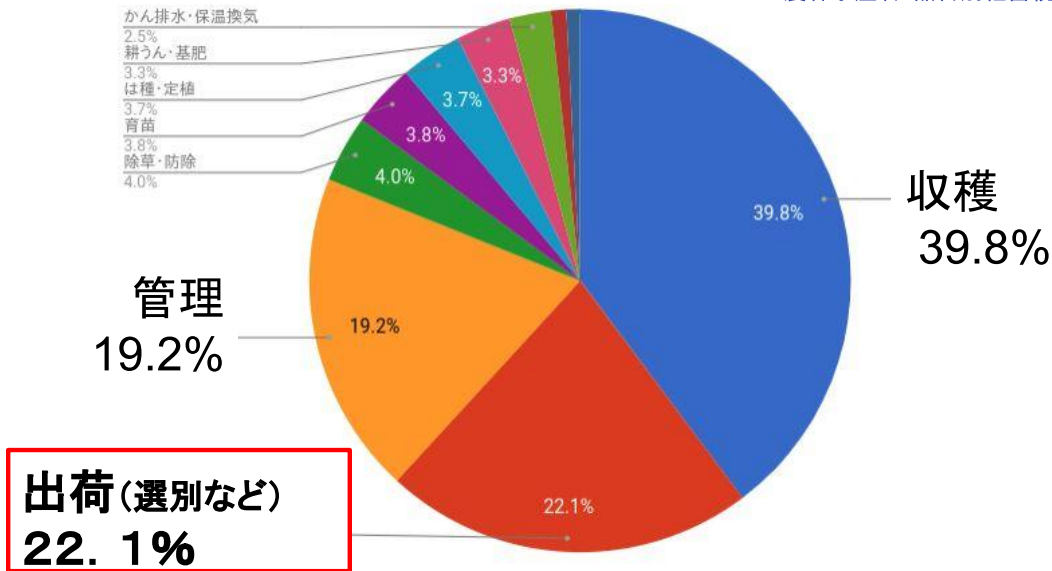


機械化が難しい作業が多い  
果菜類はととても手間がかかる

# きゅうり栽培の労働時間

## ● きゅうり栽培における作業別の労働時間の割合

農林水産省：品目別経営統計(2007年)より

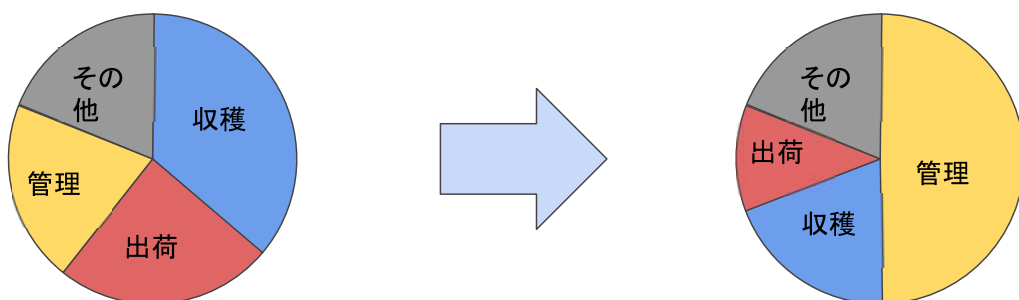


野菜の品質や収量を増やす作業以外に時間を取られている

## 私のモチベーション

- キュウリの品質や収穫量の増加につながらない，選別作業に使う時間を減らしたい！
- 限られた労働力をもっと有効活用したい！

## 労働生産性を高めるための時間割にシフト



## きゅうりの選別作業とは

- 長さ, 太さ, 曲がり具合, 色などにより等級を分ける作業
- 我が家では9等級に分類

等級	秀	B	量目
階級	2L L M S 2S	大 中 小	C 太 <b>5K</b>

汐見胡瓜出荷組合



## なかなか難しい選別作業

- 対象は自然物。定量的な選別基準があるわけではない
- 長年の経験（主観）生産者のこだわり  
→習得に時間がかかる
- 毎日同じ基準で分けている = 信頼  
→作業者間での統一が重要

特に品質の判断が難しい



秀品 B品



秀品 B品



秀品 B品



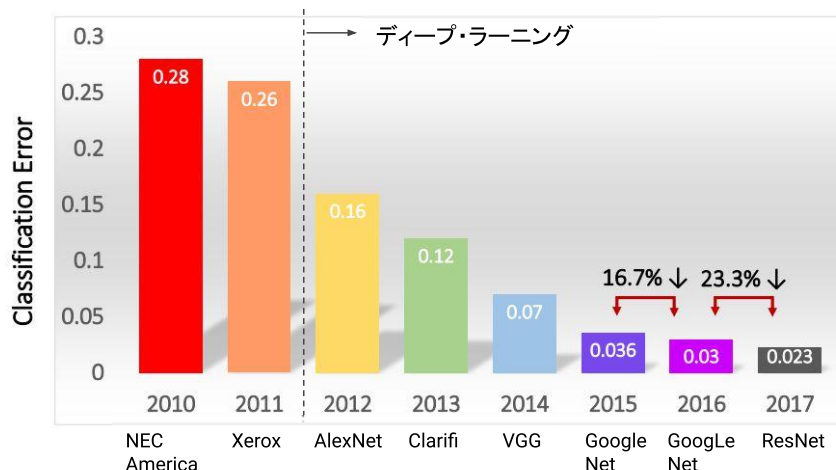
秀品 B品

同等のことをコンピュータで出来ないか？

# 注目したのは人工知能ブーム

- 画像認識におけるディープ・ラーニングの成果
- 機械学習ライブラリのオープンソース化

## ILSVRC Classification Results (CLS)



[http://image-net.org/challenges/talks\\_2017/ILSVRC2017\\_overview.pdf](http://image-net.org/challenges/talks_2017/ILSVRC2017_overview.pdf)

## 機械学習とは

- 機械学習
  - データから自動的（帰納的）に予測や分類を行うための、パターンやルールを抽出する手法
- ディープ・ラーニング
  - 機械学習を行うための一手法
  - 現実世界の複雑な認識で成果を出す（画像認識、機械翻訳など）



ルールベース  
演繹的アプローチ



どんな基準で分類したらいいかわからない...



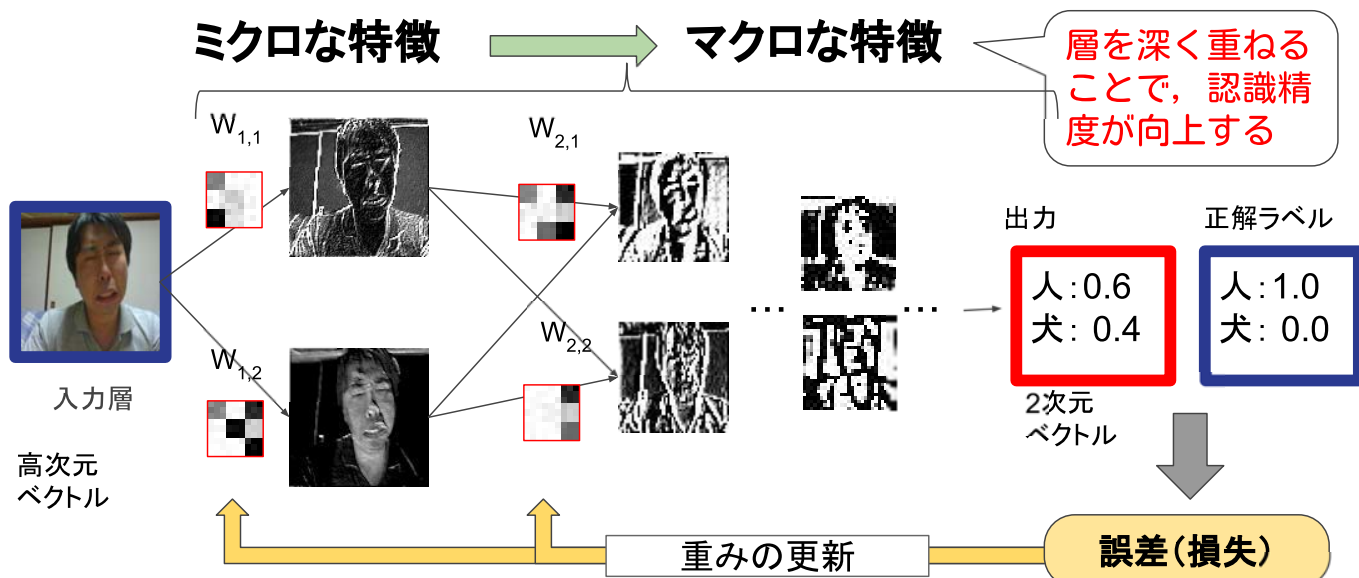
機械学習  
帰納的アプローチ



今あるデータから上手く分類する基準を作るよ

# 畳み込みニューラル・ネットワーク

- 画像認識において高い認識精度が示されている手法
- 深いNNを用いて画像のより抽象的な特徴を抽出



## 試作1号機 (2016年)

- とにかくやってみる
- 試作1号機誕生
  - Webカメラをスタンドに固定
  - 上からキュウリの画像をとる

### 【ハード】

- ・Webカメラ Logicool C270 (1,500円)
- ・アルミのパイプ (数百円)
- ・結合パーツ (3Dプリンターで印刷。数十円)
- ・固定用ボルト (数百円)

### 【ソフト】

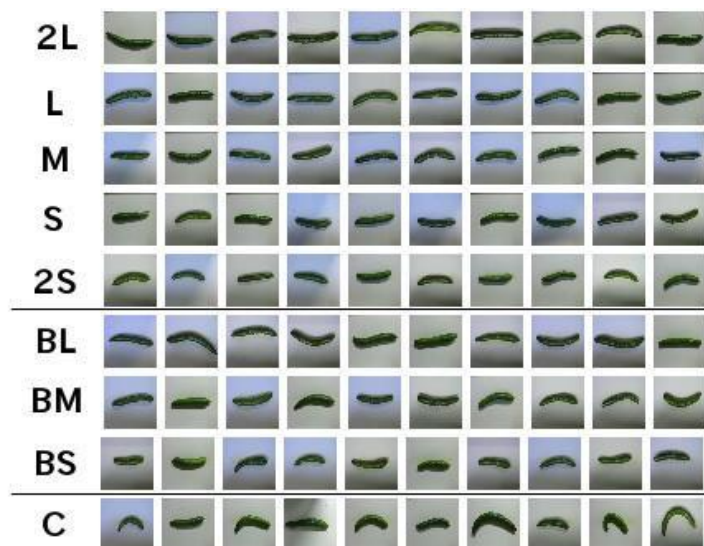
- ・カメラ制御: OpenCV
- ・機械学習: TensorFlow



制作期間: 1週間 制作費: 約3000円

## 教師データの収集

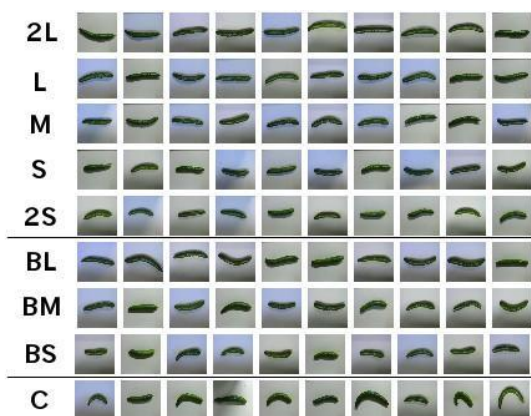
- ディープ・ラーニングには大量の教師データが必要
  - とは言え・・・



試作1号機では,

- 2475枚(1クラスにつき275枚)
- 背景に白い厚紙
- なるべく位置を揃える

## 学習した結果



教師画像 : 2475枚

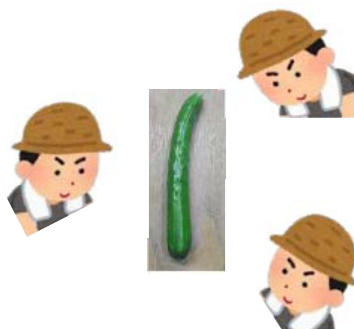
## 80%の正答率

正答率に対する考察

- 同じ時期の画像であったため, 少ない画像で学習できた
- 浅いネットワークから始めたため, 過学習を抑制できた

## 可能性が見えた！

- ディープラーニングで選別ができそうな気がする
  - もっと人間の仕分けに近づきたい
- カメラの台数を増やしたら精度が上がるかも



熟練農家はいろんな面からキュウリを判断する



人間の目に近づける

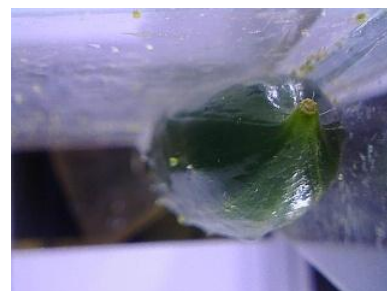
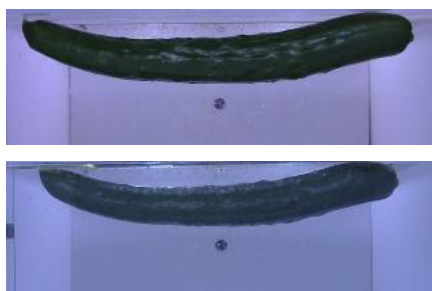
15

## 3方向から撮影

- 作ったキュウリ台で教師データとなる画像を撮影&ラベル付け

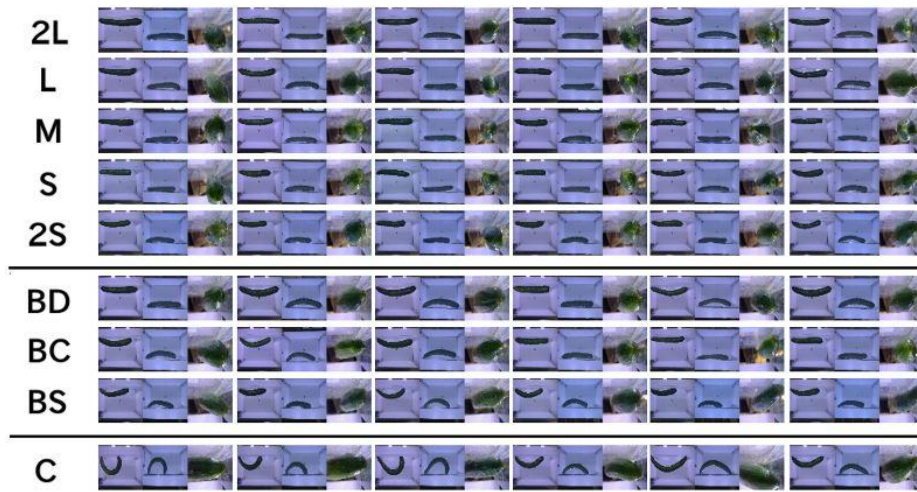


キュウリ1本につき上、下、横の3枚の画像を取得





# 教師データ集め



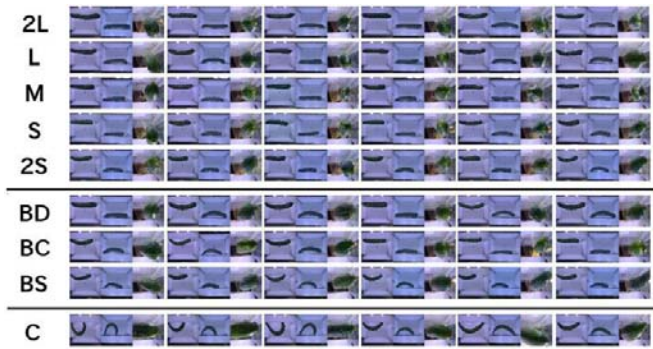
集めた画像 : 8500組  
解像度 : 80x80x3  
ラベル : 10種類

教師画像 : 7000組  
テスト用画像 : 1500組

2ヶ月間ほどかかった



# 学習結果



教師画像 : 8500枚



**91.6%の正答率**

- データを増やした効果
- カメラを増やした効果
- 照明を追加した効果

## 完成



## 実地テストでわかったこと

- 仕分け熟練者に見てもらった結果
  - 遅い
  - ベルトコンベアは傷がつくからダメ←致命的
  - 判別精度はまあまあ
  - 仕分け作業は箱に綺麗に並べて蓋をするまで
  - 総括「こんなおもちゃ使えんな！」

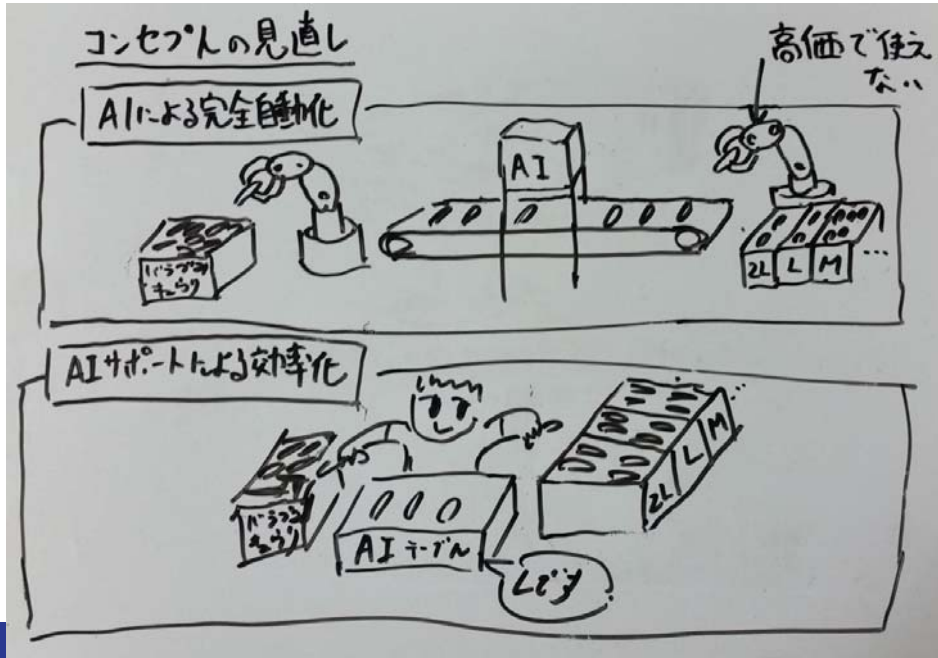


認識部分はいい感触  
しかし、まだまだ実用には程遠い！

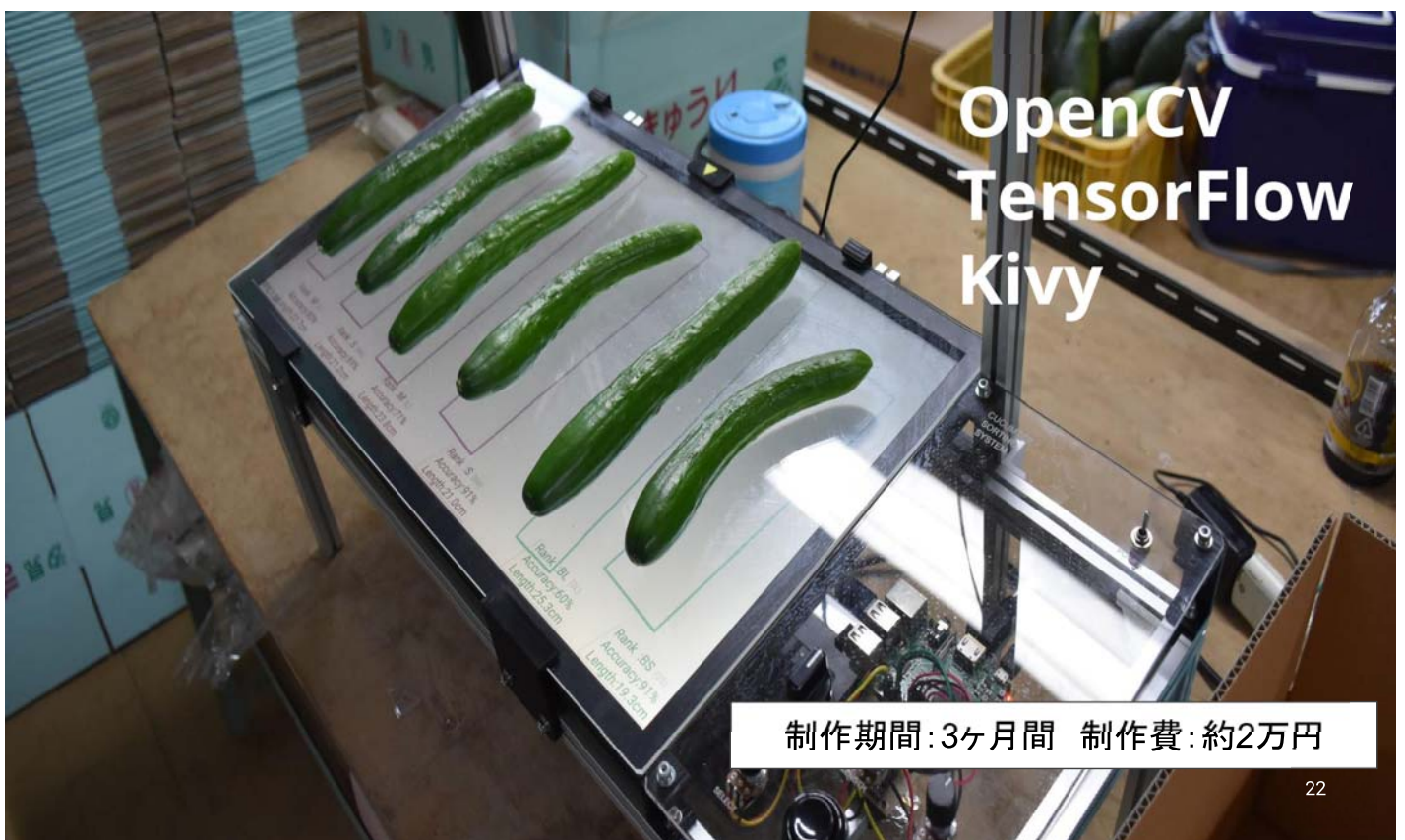
## 3号機の開発着手

- 開発コンセプトの変更

- 『AIによる自動化』 → 『AIのサポートによる効率化』

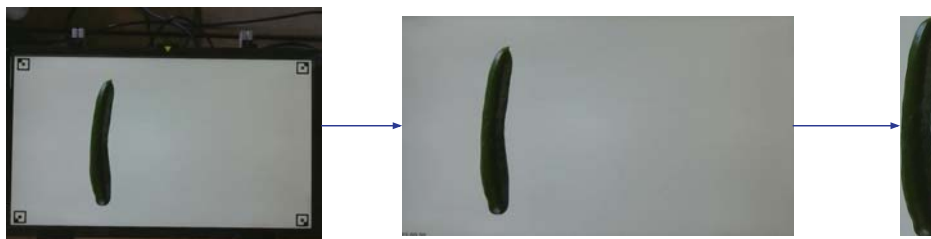


## テーブル型キュウリ選別システム

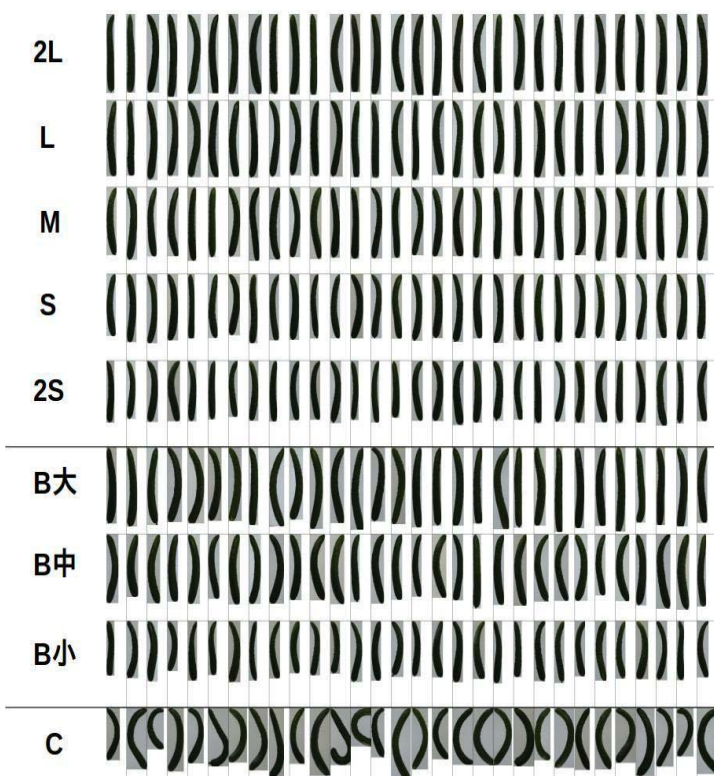


# 画像処理でテーブル上のキュウリを検出

1. マーカー座標検出（起動時のみ）
2. 射影変換
3. 輪郭抽出
4. キュウリ画像切り出し



## 教師データ集め



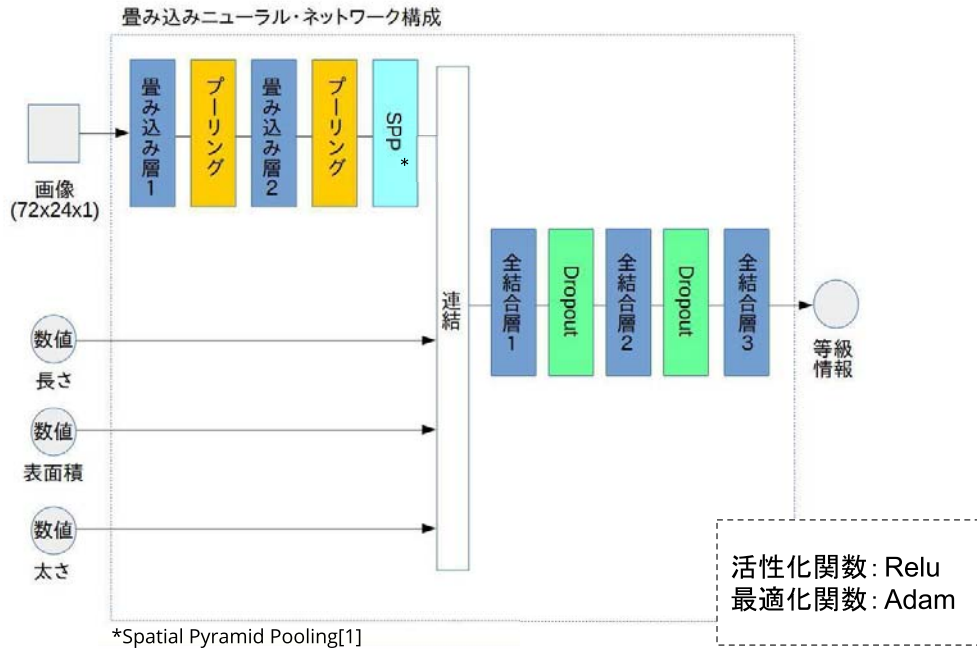
集めた画像：36,000枚  
解像度：72x24x3  
ラベル：9種類

教師画像：28,000組  
テスト用画像：8,000枚

1ヶ月間ほどかかった

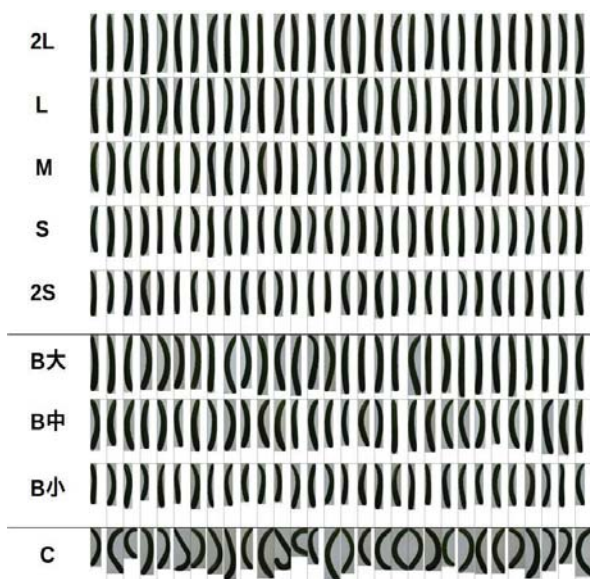
# ニューラルネットワーク構成

- 5層の畳み込みニューラルネットワーク



[1] Kaiming He, et al. "Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition"

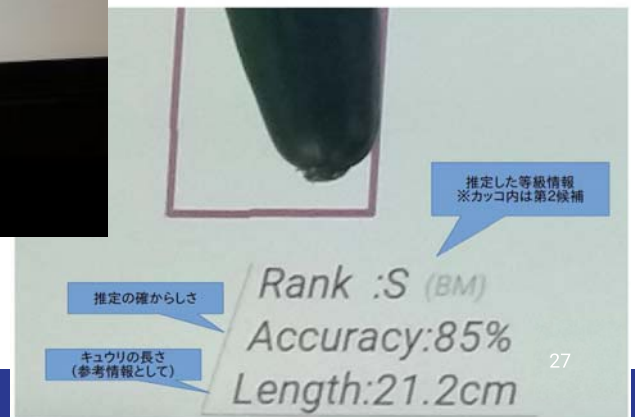
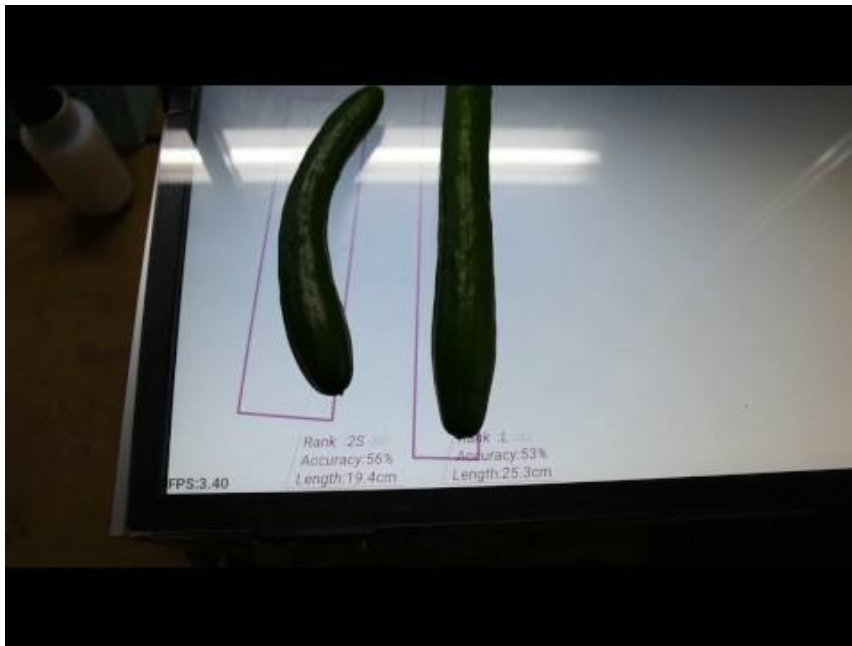
## 学習結果



**79.4%の正答率**

ラズパイでの処理速度を考慮して、  
画像解像度を落とした  
(高解像度であれば約90%を確認)

## 等級判定の様子



## 実務で使うまでになった



- ラズパイだけで、4本を約1秒ほどで判定
- 仕分けスピードが1.4倍になった
- 熟練者のスピードにはまだ敵わない

一応ボスのOKをもらい実業務で使うようになった  
実務で作業効率1.4倍の効果が確認できた

## 開発して分かったこと

- DLを使ってキュウリの選別ができた
  - 熟練者に近い基準で選別を行なうことができた
  - 基本的に厳密性を求められない農業にDLはマッチする

これからの取り組み：植物センシングとデータ分析によりノウハウの継承

- 熟練者のノウハウ継承の可能性
  - ノウハウの継承（熟練者→AI→初心者）
  - 昔のやり方と比較しながら改善できる
- 自動化だけじゃないDLの可能性
  - 誰もが働きやすい環境作り（ライン→セル型）

## まとめ

- 機械学習の活用による効率化・ノウハウ継承
  - 農業従業者の減少・高齢化への対応
  - 生産に限らず農業で活用できる場面は沢山ある
- 先ずはデータを集め始めることから始める
  - どのようなデータをどうやって集めるのかが課題

