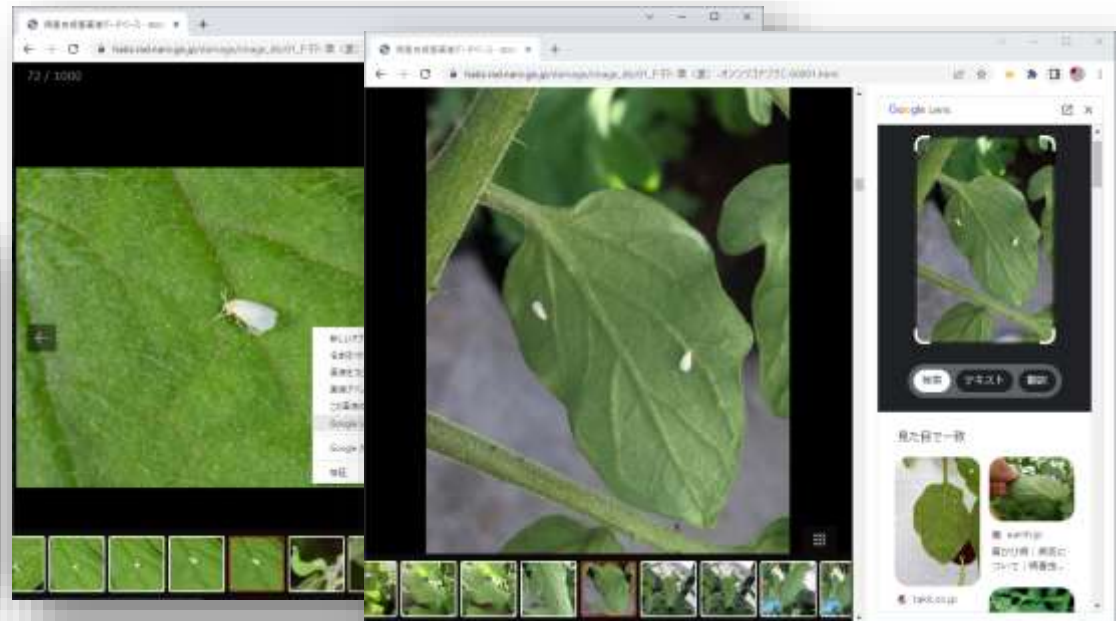


# AIを活用した 病害虫画像識別機能の開発

農研機構農業環境研究部門  
農業環境情報グループ  
岩崎 亘典

# プロジェクトの背景

- ICT技術を活用した病虫害診断の効率化
  - 農業者の高齢化、非熟練作業者の増加、植物防疫担当者の減少等から強く求められている。
  - 地球温暖化、営農環境の変化、みどりの食料システム戦略の推進等による新規病虫害
- 人工知能を用いた病虫害画像識別技術
  - ニーズが高いが、以下の問題がある。
    - 1) 人工知能学習用の画像が整備されていない
    - 2) 汎用的な人工知能では病虫害の高精度識別が困難
    - 3) 簡便に使える手段が存在しない



既存のWeb図鑑の例。人にとって利用しやすい情報が整備されているが、AIの学習には適さない

Google Lensでの検索結果。近接すれば診断できるが少し引くと困難

# 多くの人が簡便につかえるためには？

- スマートフォンアプリとして開発
  - All in one のデバイス。導入ハードルが低い
- 想定ユーザ
  - 電子機器の操作に習熟していないユーザーを想定
    - 簡単であれば、だれでも使える
  - 必要かつ最低限の機能の提供が重要
    - 「何でもできる」は「何もできない」のと同じ

- 細かいボタンや操作は不得手
- 複雑な画面遷移だと混乱の恐れ
- 暗黙の操作ルールは通じない



# スマホアプリを作るために必要なこと

- アプリケーションは出口
  - 人工知能を学習しないといけない
  - 学習するための画像を集めないといけない
- すなわち
  - 「学習データの収集」、「人工知能の学習」、「アプリの開発」の3つテーマを行う

学習用データ



識別AI

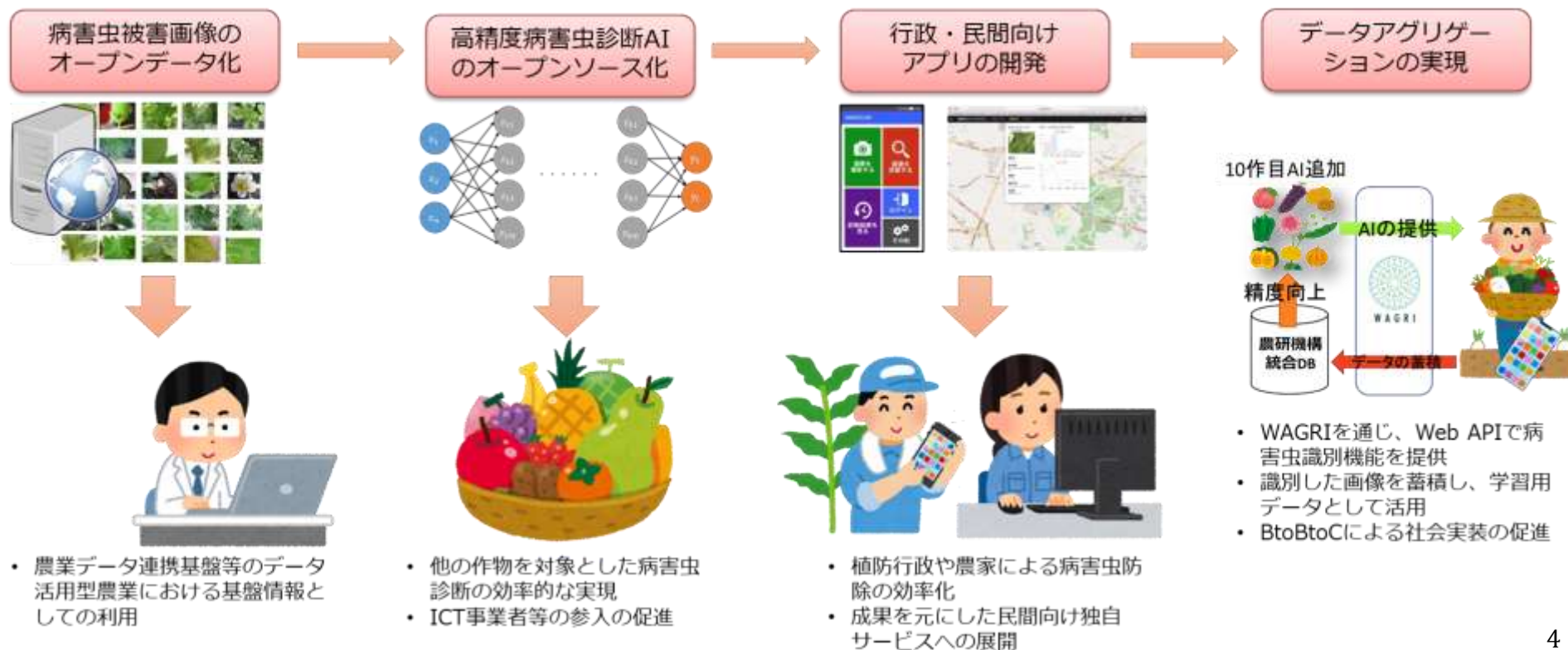


診断アプリ



# AIを用いた病害虫画像診断識別の開発

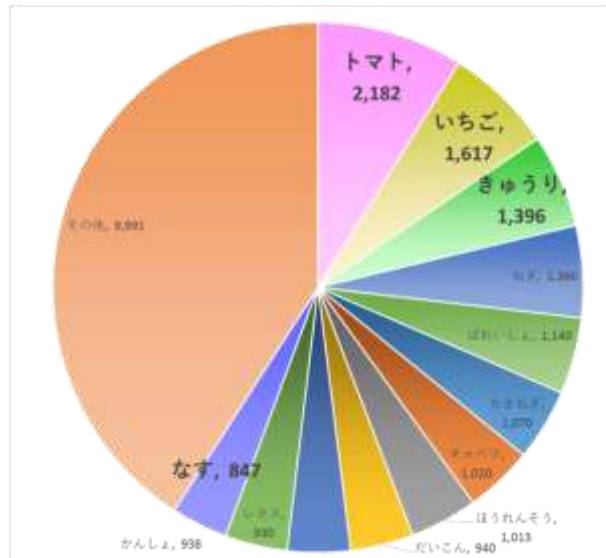
- 「病害虫被害画像のデータベース化」、「人工知能の学習」、「アプリの開発」のために、多くの機関が参画
  - データ収集、技術開発・検証、普及・実用化まで一体で実施
    - H29~R3年まで、5ヶ年のプロジェクト
    - R1年より内閣府PRIMS予算にて社会実装を促進



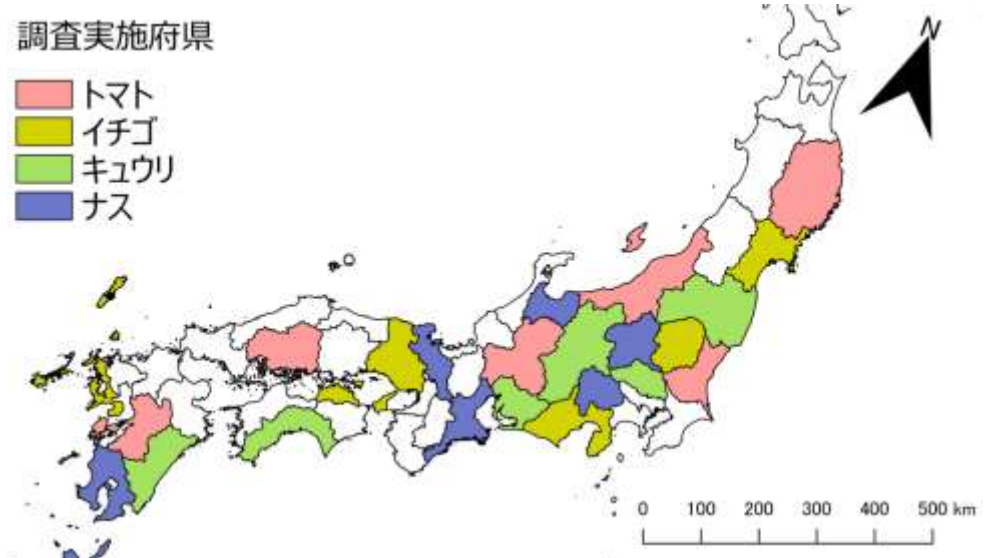


# 病害虫被害画像のオープンデータ化

- 四作物の病害虫被害画像の収集とデータベース化
  - トマト、イチゴ、キュウリ、ナスを対象
  - 寒冷地から温暖地まで24府県で調査
- 多様な環境・作物・病害虫の画像を収集



日本国内における  
主な野菜の生産額 (単位・億円)



研究実施道府県および対象作物

# 病害虫被害画像のオープンデータ化

- 接種試験による被害画像の収集
  - 接種試験または同定を行い、被害画像を収集する
    - Deep Learningの学習では「正しい被害画像」が必要
      - 誤った画像に基づく学習では「誤った結果」を正しく学習する
    - 対象は各試験機関毎に約10種程度
      - 4作目で約80種・部位の病害虫が対象
    - 被害発生初期から末期まで、時系列でデータを取得する
  - AIの学習に必要な多様な被害画像を収集する



キュウリへMYSVを接種した場合の初期から末期までの被害写真

# 病虫害被害画像のオープンデータ化

- 被害画像のデータベース化
  - 学習に必要なデータを付与しDB化 (作物、病虫害、部位等)
    - 手入力は労力を要し、かつ、必ずミスが生じる
  - 専用アプリとQRコードを用いたメタデータの付与
    - データの手入力を避ける

表 付与するメタデータ

メタ情報名	説明
FileName	ファイル名
Model	撮影カメラ名
CreateDate	撮影日時
GPSLatitude	緯度
GPSLongitude	経度
CropName	対象作物名
ExaminationOrganization	試験実施機関名
ExaminationID	試験ID
ExaminationEnvironment	試験を行う環境
ShootingPart	撮影対象となる部位
PestDiseaseClassification1	撮影対象の病害、虫害、健全の区別
PestDiseaseName1	撮影した病虫害名
PestDiseaseIdentification1	撮影した病虫害診断の正確度
CropDamageLevel1	病虫害による作物の被害程度
PestBoddyPresence1	画像内の虫体の有無
PestBoddyClassification1	虫体が写っている場合の区分 (2~5まで入力可能)
Copyright	写真の著作権者、試験実施機関
License	利用許諾条件、CC BY 4.0
LicenseURL	利用許諾URL



アプリでメタデータを含む  
QRコードを生成



被害画像DBに登録



# 病害虫被害画像のオープンデータ化

## ・ 約70万枚の被害画像を収集

### ・ メタデータを付与、人工知能学習データとして利用

病害	トマト	イチゴ	キュウリ	ナス	総計
うどんこ病	9,558	17,416	9,110	11,651	47,735
灰色かび病	19,700	7,625	2,147	4,524	33,996
炭疽病			3,065		3,065
炭疽病（萎凋症）		11,495			11,495
すすかび病	10,821			7,671	18,492
葉かび病	8,283				8,283
疫病	5,704				5,704
べと病			12,283		12,283
褐斑病			9,720	361	10,081
褐色輪紋病	5,454				5,454
褐色円星病				8,587	8,587
褐色根腐病	4,171				4,171
褐色腐敗病				7,096	7,096
萎黄病		8,171			8,171
つる枯病				3,084	3,084
半身萎凋病			4,597		4,597
青枯病				6,825	6,825
斑点細菌病	13,912			10,632	24,544
かいよう病			12,212		12,212
CMV	6,324				6,324
WMV			2,996		2,996
ZYMV			4,966		4,966
CCYV			2,096		2,096
MYSV			14,544		14,544
ToMV（モザイク病）	1,827				1,827
黄化葉巻病	14,037				14,037

虫害	トマト	イチゴ	キュウリ	ナス	総計
ミカンキイロアザミウマ	7,319	4,825	2,774	2,471	17,389
ミナミキイロアザミウマ			7,049	1,013	8,062
ヒラズハナアザミウマ	3,227	8,866	173	494	12,760
ネギアザミウマ		10,974	1,529	7,092	19,595
オンシツコナジラミ	6,271	2,487	5,444	16	14,218
タバココナジラミ	6,258	70	3,672	1,936	11,936
ナミハダニ		9,150	5,815	5,807	20,772
カンザワハダニ		69	3,651	4,676	8,396
チャノホコリダニ		142	2,111	7,118	9,371
トマトサビダニ	4,654				4,654
ワタアブラムシ	3,656	8,811	14,552	4,883	31,902
モモアカアブラムシ	2,958		231	11,560	14,749
オオタバコガ	7,233		376	1,595	9,204
ハスモンヨトウ	3,362	11,154	1,067	10,910	26,493
トマトハモグリバエ	3,664		1,273	1,157	6,094
マメハモグリバエ	69			1,362	1,431
ニジュウヤホシテントウ				8,177	8,177
ネコブセンチュウ	9,353				9,353
該当なし	630	3,890	1,834	77	6,431
健全	38,584	51,057	47,387	45,695	182,723
合計	197,029	156,202	176,674	176,470	706,375

# 病害虫被害画像のオープンデータ化

- データ公開用Webサイトの構築
  - 既存ツールでフォルダ単位のデータをWebページへ変換
  - <https://habs.rad.naro.go.jp/damage/#!index.md>
- “as is”で公開
  - 公開にコストをかけない
  - 基礎となる基盤データは、協調領域としてオープンデータ化



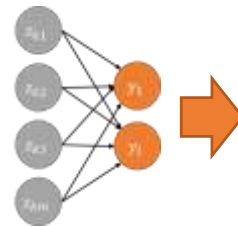
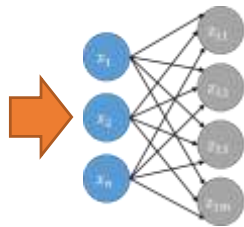
サイトURL



# 高精度病害虫診断AIの開発

- 病害・虫害判別AIと診断サーバーの構築
  - 病害・虫害で特徴が違うため それぞれAIを開発
  - 両者を 横断利用できるサーバー を構築する
    - ユーザーやアプリ開発者の負担を軽減

## 病害判別AIの開発

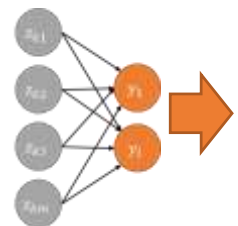
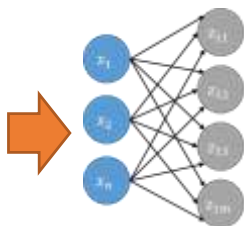
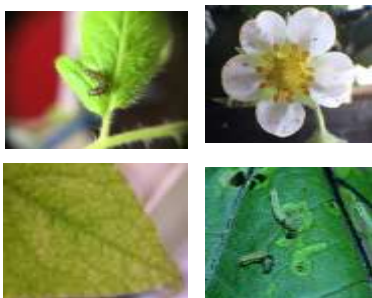


病害診断AI

病害虫診断サーバ



## 害虫・虫害判別AIの開発



害虫・虫害診断AI

# 高精度病害虫診断AIの開発

- 病害識別AIの開発 ~キュウリの病害の事例
  - (主に) 7種のウイルス病とべと病を対象に実施
  - 各種1,000枚ずつ、計9,000枚
    - 変形、ノイズを加えるなどしてデータを増加させ学習
  - 平均93.6%の識別精度を実現
    - ウイルス病7+うどん粉病および健全。10分割交差検定法



学習に供した画像データの例

Table 1. Summary of diagnostic performances under the 10-fold cross validation.

Index	[%]
Accuracy	93.6
Sensitivity of MYSV	94.3
Sensitivity of ZYMV	92.2
Sensitivity of CCYV	96.2
Sensitivity of CMV	93.5
Sensitivity of PRSV	91.7
Sensitivity of WMV	90.8
Sensitivity of KGMMV	90.1
Sensitivity of Downy mildew	99.6
Specificity	94.5

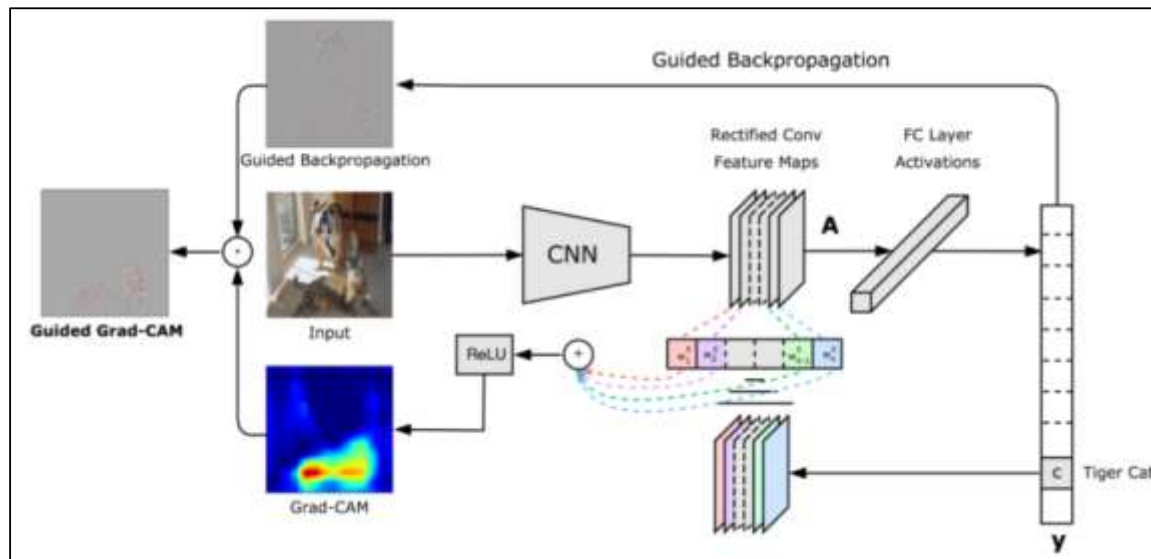


# 高精度病害虫診断AIの開発

- AIによる識別根拠の可視化
  - Grad-CAMを用いて識別器が画像のどこに注目しているかを可視化

## Grad-CAMとは

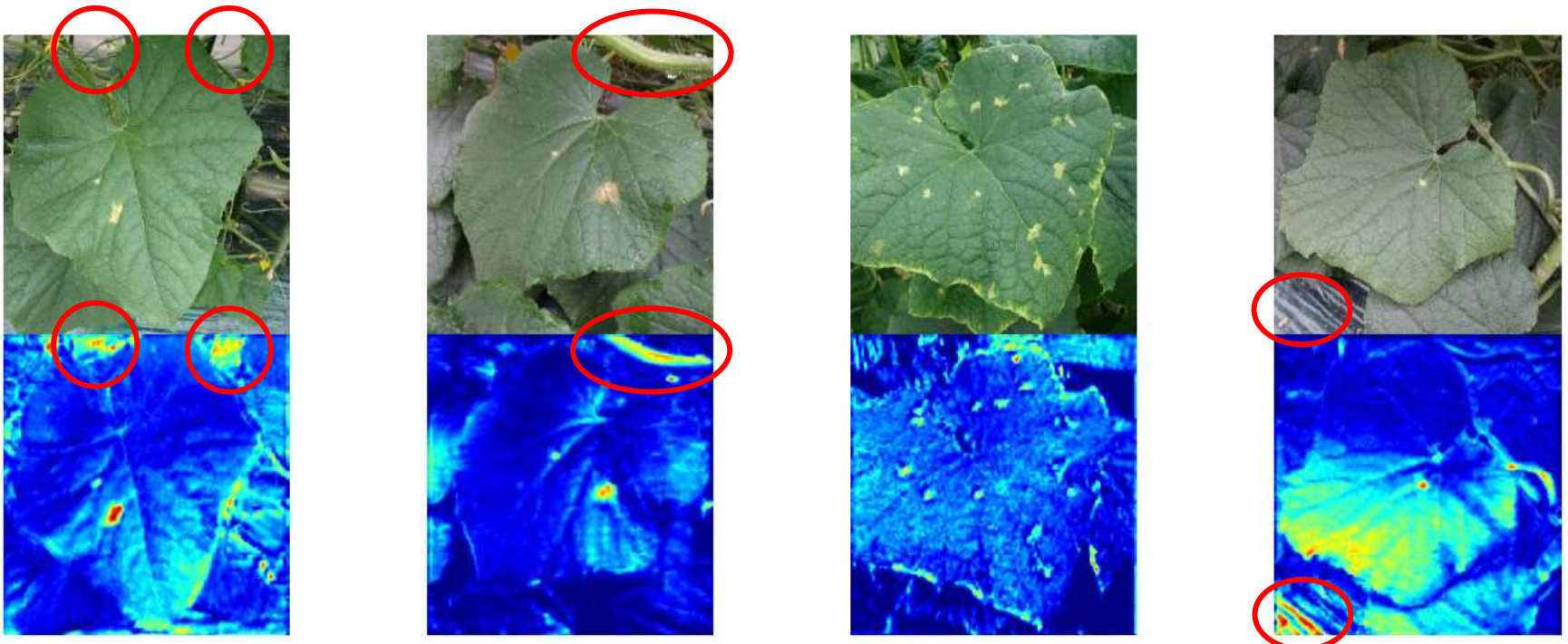
- CNNがどこに注目して識別しているかを可視化した画像を生成
- 畳み込み層の特徴量と各クラスの推論確率に基づき注目箇所を算出する



R. R. Selvaraju, A. Das, R. Vedantam, M. Cogswell, D. Parikh, and D. Batra. Grad-cam: Why did you say that? visual explanations from deep networks via gradient-based localization. arXiv:1611.01646, 2016.

# 高精度病害虫診断AIの開発

- 識別感度99.6%のべと病識別器での注目箇所
  - べと病の病徴だけでなく背景や茎に反応
- 過学習と呼ばれる現象



Grad-CAMによる診断の可視化結果

法政大学資料より作成

# 高精度病害虫診断AIの開発

- 深層学習による病害虫識別の課題
  - 識別したいもの同士が極めて似ている
  - 画像中の分類対象の特徴量が少ない
    - 背景、撮影条件等の影響を受けやすい



ナス健全葉（左）とヨトウガの被害中（右）の比較



イチゴ果実・健全（左）とハスモンヨトウ被害中（右）の比較



キュウリ健全葉（左）とMYSV被害中（右）の比較

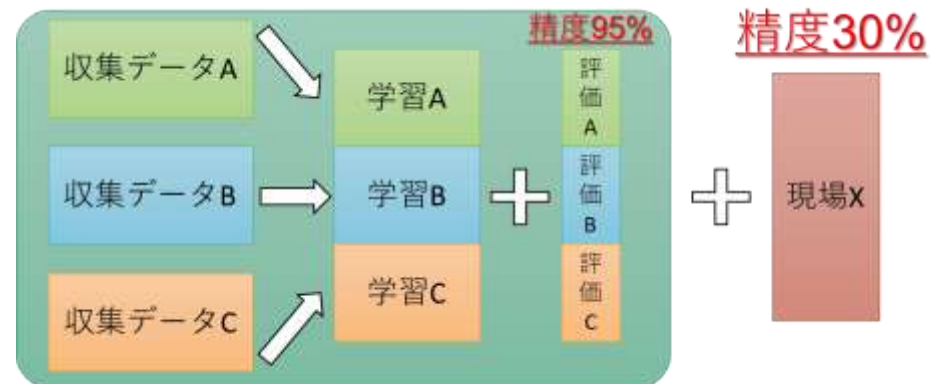
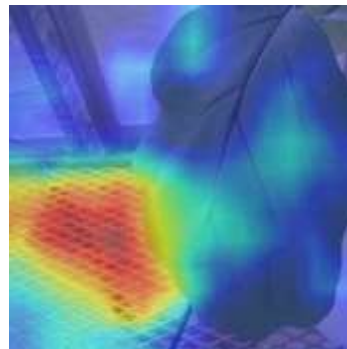


トマト果実・健全（左）とミカンキイロアザミウマ被害中（右）の比較



# 高精度病害虫診断AIの開発

- 過学習が深刻な問題になる
  - 人工知能が学習データに過度に適応
    - 学習データと評価データが「潜在的」に似ている場合
      - 例えば同じほ場で撮影した画像
    - 識別器の「精度」は大幅に向上する（分割評価）
  - 現実のほ場では極端に精度が低下する



- 過学習の例：なすの葉画像（左）と、それを「うどんこ病」と診断した際の根拠を可視化したもの。関係のない背景を病気の根拠として診断
- 学習データのうどんこ病画像に「メッシュの背景」を持つものが多かったためと考えられる。

図人工知能の開発で利用するデータと精度評価の関係の模式図。収集したデータを学習用と評価用に分割して用いる。両者が潜在的に類似しているため、評価用データで高精度を示しても、現場のデータで精度が低下する



# 高精度病害虫診断AIの開発

- 本プロジェクトでの取り組み

「信頼性が高く・多様なデータ」と「病害虫診断に最適化されたAI」により現場精度80%を目標

- 多種多様かつ多量のデータを収集し、学習用と評価用に別データを使用
- Bounding Box, 2段階識別等、環境の影響を抑え微小な特徴を識別するAIを開発
- 現場ほ場等での検証により、実際の精度を評価

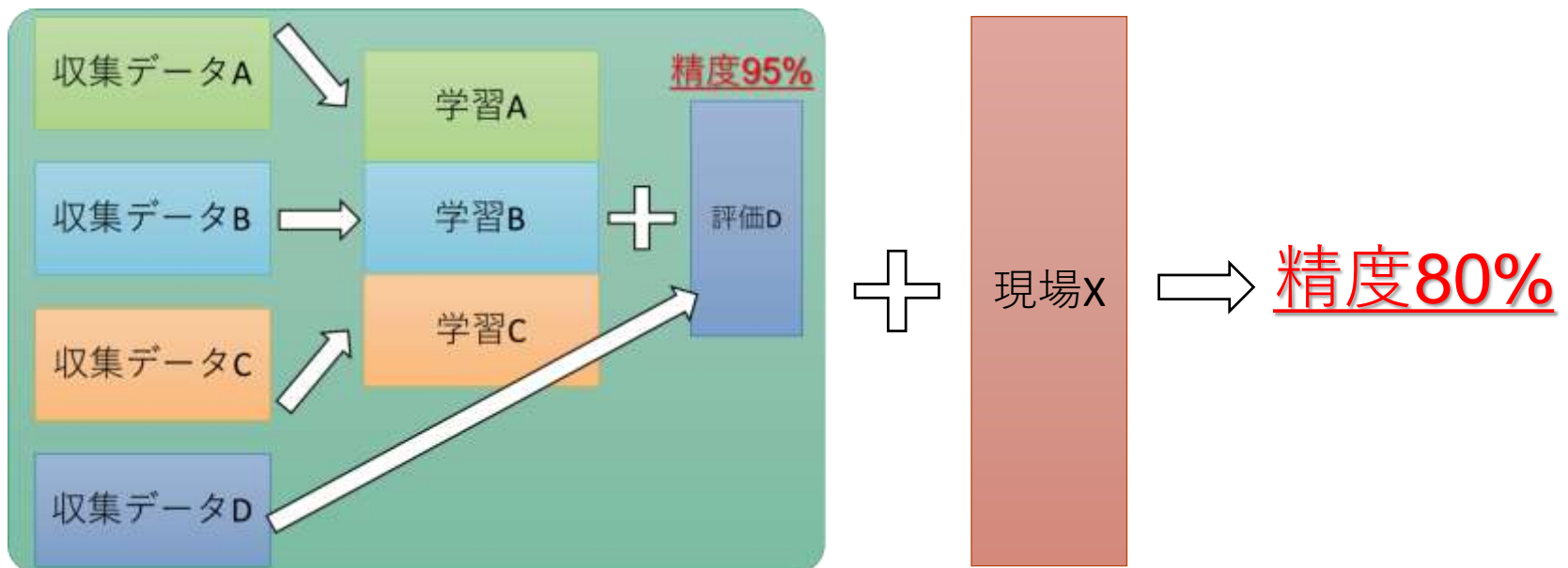


図 本課題で利用するデータと精度評価の関係の模式図

# 高精度病害虫診断AIの開発

- 精度向上のための取り組み
  - 2種類のAIを用いて精度を向上
    - 前景抽出:画像から対象を抽出
    - 詳細特徴の識別:抽出した対象から虫体・生活痕を識別
- 四作物の約90の部位および病害虫の識別器を開発
  - 病害83.8%、虫害: 88.6%

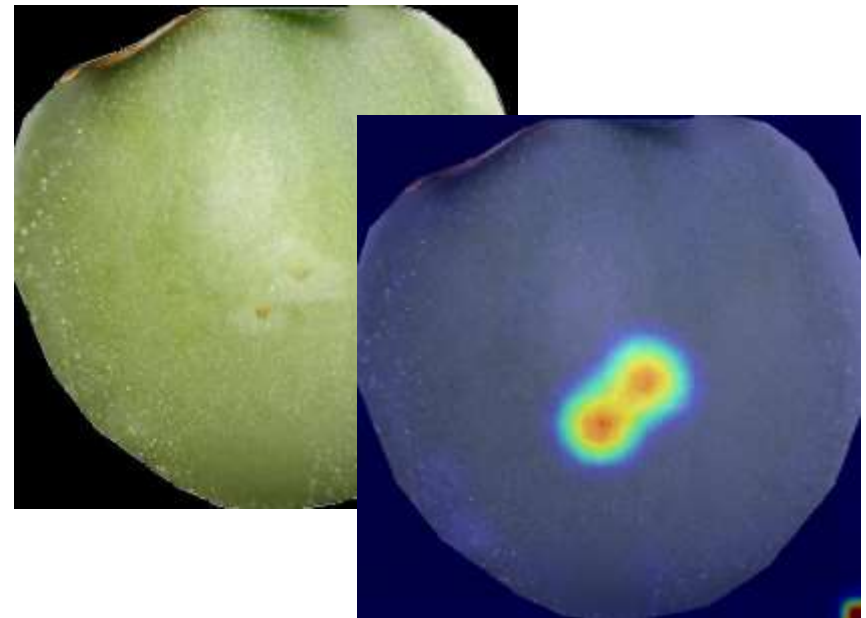
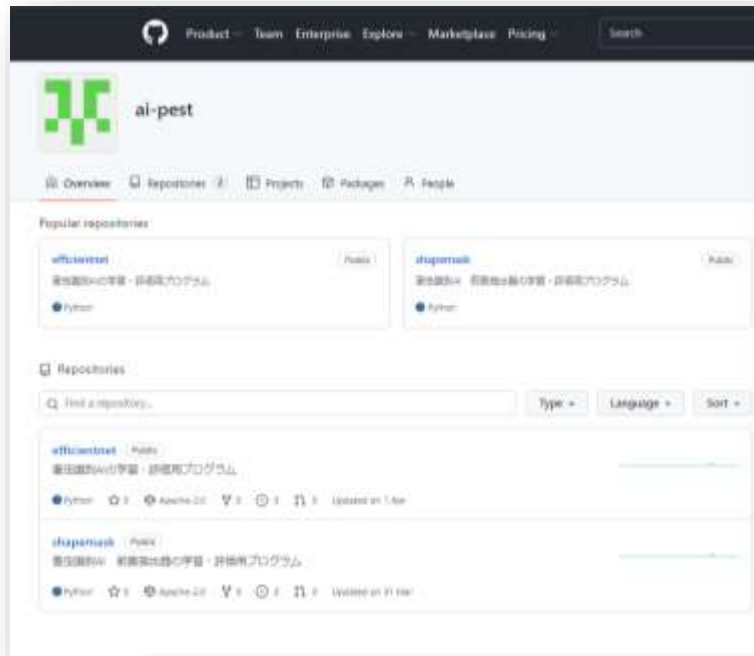


図 二段階識別による虫害の識別例  
(トマト・果実・ヒラズハナアザミウマ)

# 高精度病害虫診断AIの開発

- AI学習前プログラムは、オープンソースソフトとして公開
  - 目的を問わず、改変、再利用、再配布可能
  - 独自の作物、病害虫に適応可能
    - <https://github.com/ai-pest>



# 病害虫AI診断アプリケーションの開発

- 現場で利用可能な、スマートフォンアプリの開発
  - 識別結果に基づき農薬等の情報を提供

民生用アプリケーションの社会実装イメージ。診断結果とともに、登録農薬情報を提供





# 病害虫AI診断アプリケーションの開発

- 画面デザインの例：メニュー

文字／アイコン／  
背景色により明瞭  
に区分

ボタンを  
大きく示す

操作の説明は  
できるだけ  
行動を示す



日本農薬資料より作成

# 病害虫AI診断アプリケーションの開発

- デモアプリ開発の効率化
  - 2年目・プロトタイプ, 3年目・対象OS拡張, 4~5年目現地検証
- 開発の加速
  - 利用者からのフィードバック、改良が可能



初期画面



写真撮影画面。「画像を撮影する」を選択すると表示される



識別結果表示画面。確率が高い病害虫が表示される。



履歴画面。過去の識別結果を確認できる

## アプリケーションの利用と診断例

# 病害虫AI診断アプリケーションの開発

- アプリケーションの現地検証
  - 好意的な評価: 疑問がすぐに解決され時間を節約等
  - 問題の指摘: 病害と虫害の区別が困難、農薬情報が不十分
- フィードバックを受けた改良
  - 一括診断機能、農薬フィルタリング機能の追加



農業者、指導者等を対象とした利用試験  
(富山県農林水産総合技術センター提供)



一括診断機能の追加



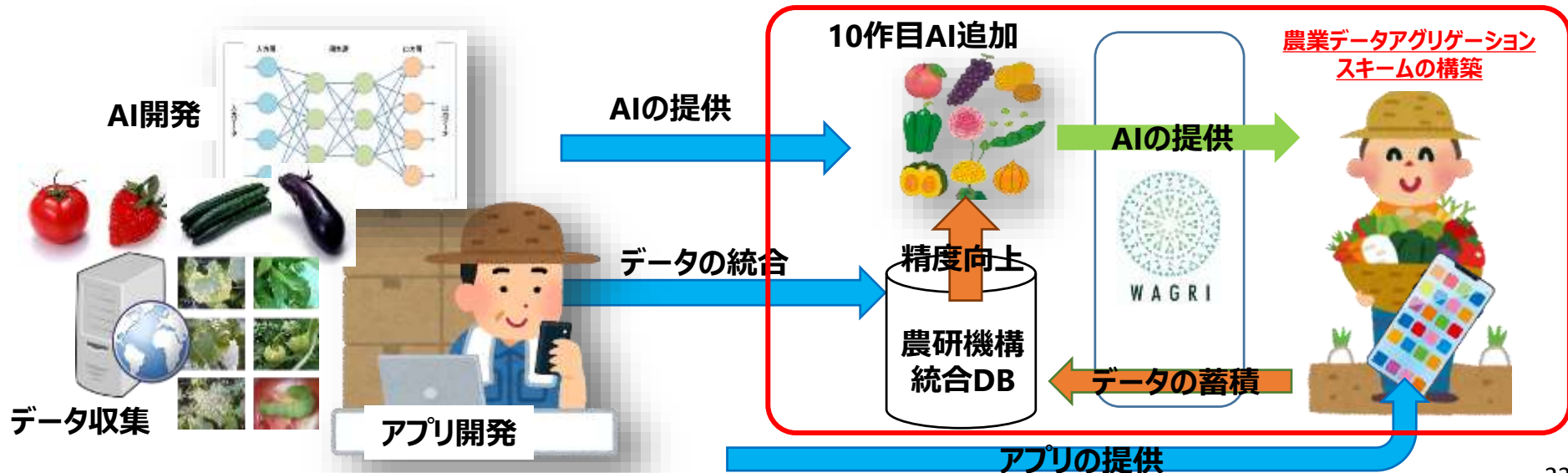
診断結果画面での農薬のフィルタリング機能

# 農業データアグリゲーションスキームの構築

- 内閣府PRISM予算により実施
  - 深層学習は帰納的。対象作物の拡張にはさらなる画像収集が必要
  - 新規病虫害への対応には時間がかかる
- データアグリゲーションスキームとは？
  - 診断に用いたデータを学習に用い、データ集積、精度向上、対象拡大を実現

**委託プロ** 4種類の作物を対象に高精度の病虫害識別AIを構築するとともに、スマホアプリ作成。  
 現在までに50万枚の画像を収集、識別率80%以上のAIの構築、Android, iOS版アプリの開発が完了。

**PRISM課題** AI対象の10作物追加、WAGRIでの病虫害識別機能の提供し、得られた情報を統合DBに格納する。以上により、さらなるデータ収集と、AIの精度向上を目指す。





# 農業データアグリゲーションスキームの構築

- WAGRIからのAPIの提供とその活用
  - WAGRIとは、APIにより各種機能を提供するサービス
- 2021年3月に4作物、22年3月に8作物を公開
  - 民間事業者による活用の加速化
  - 今後も改良を続ける

表 WAGRI APIとして公開されている識別機能

モデル	判定カテゴリ数	学習画像枚数	精度	判別動作成者
トマト-病害-葉表	9病害 (うどんこ病、炭疽病、葉巻病、葉焼け病、葉斑病、葉腐病、葉枯病、葉萎縮病、葉黄化病)	3.2万枚	81.2%	法政大学
イチゴ-病害-葉表	3病害 (うどんこ病、炭疽病、葉腐病)			
キュウリ-病害-葉表	7病害 (うどんこ病、炭疽病、葉腐病、葉枯病、葉萎縮病、葉黄化病、葉斑病)			
ナス-病害-葉表	6病害 (うどんこ病、炭疽病、葉腐病、葉枯病、葉萎縮病、葉黄化病)			
トマト-虫害-葉表・葉裏	3虫害 (コナジラミ類、トナリキ)			
イチゴ-虫害-葉表・葉裏	3虫害 (コナジラミ類、ハダニ類、アザヒ)			
キュウリ-虫害-葉表・葉裏	4虫害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)			
ナス-虫害-葉表・葉裏	6虫害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)			

モデル	判定カテゴリ数	学習画像枚数	精度	判別動作成者
ジャガイモ-病害-葉表	5 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	1.0万枚	97.8%	農研機構
ピーマン-病害-葉表十裏	6 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	1.3万枚	99.1%	農研機構
カボチャ-病害-葉表	6 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	1.2万枚	97.8%	農研機構
ブドウ-病害-果用	3 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ)	0.3万枚	99.2%	農研機構
モモ-病害-果用	4 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	1.3万枚	98.6%	農研機構
タマネギ-病害-葉表	4 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	0.8万枚	98.3%	農研機構
キウ-病害-葉表十裏	3 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ)	1.0万枚	99.0%	農研機構
ダイズ-病害-葉表	11 病害 (アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ、アザヒ)	2.2万枚	98.6%	農研機構

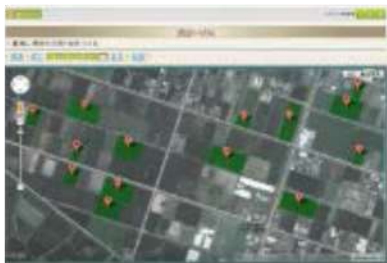


# WAGRI APIの活用事例

- スマ農プロ「カボチャ輸出産地における国産散布用ドローンによる連携防除の実証」
  - AI診断によるうどんこ病の発生状況の把握、散布用ドローンを利用した薬剤散布、営農支援ソフトによる栽培行程の見える化
- WAGRI APIを活用し、うどんこ病識別に取り組む

## 営農支援ソフト

- ・全圃場の栽培行程が見える化し、計画的な作業管理等を実現



## うどんこ病判定

- AI診断による発生状況の把握



## ドローン防除

- ・うどんこ病およびつる枯病の薬剤散布



経営管理

耕起・施肥

生育  
モニタリング

防除

収穫

# ドローン診断のための課題と解決

- 一枚の葉を対象とした識別器であった
  - カボチャ識別AIが公開前のため、キュウリ識別AIを使用して検証
  - 1枚から数枚の葉であれば80%程度正解
- 通常高度からの飛行では、識別が困難
  - 低空飛行可能なアプリの使用
- 全体を診断すると、画像枚数が膨大になる
  - 中心部を抽出し、診断対象とする



単葉・正答



複葉・誤答



トリミング・正答

単葉と複数用の正誤

撮影高度毎の再現率

撮影高度 (m)	診断数	正答数	再現率(%)	第2候補	第1+2(%)
2	21	20	95.2	1	100.0
5	27	5	18.5	10	55.6
10	11	0	0.0	5	45.5
Ortho	20	0	0.0	10	50.0



画像抽出のイメージ



# 識別結果とその活用

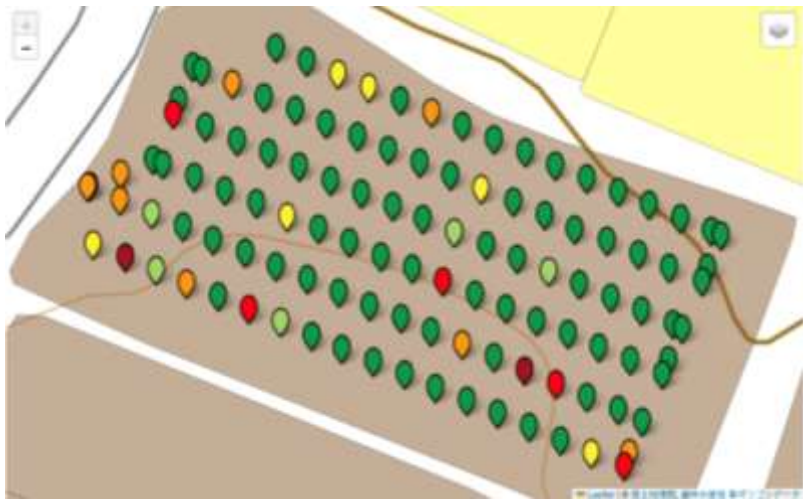
- うどんこ病の発生確率でランク分け
  - 0(低)から5(高)まで
    - 複数枚診断では、発生程度でAIの確信度が変化する傾向
- ランク別に色分けし、危険度を可視化
  - 診断画像をアプリ上で確認
  - 結果を保存しGIS上でも表示可能





# 普及に向けた課題

- 精度向上の必要性
  - 晴天時と曇天時で識別結果が異なる
- 地形情報の整備
  - アプリ付属の地形データが正しくない場合がある
- 化学農薬使用回数の制限
  - 特別栽培の場合、農薬使用が慣行の半分(4回)に制限され、スポット散布等の利点が生かせない
- 技術・精度の両面で更なる取り組みが必要



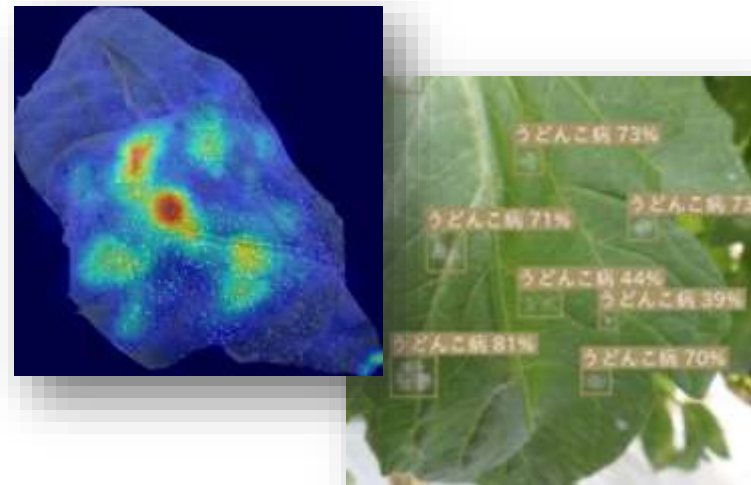
同じ圃場で撮影した8/2と8/3の識別結果

# プロジェクト成果のまとめ

- 病害虫被害画像のオープンデータ化
  - 4作物を対象に主要病害虫48種を対象とした、約70万枚の病害虫被害画像データベースを構築
- 高精度病害虫診断AIのオープンソース化
  - 四作物の約90の部位および病害虫に対応した病虫害識別器の開発 病害83.8%、虫害: 88.6% (現場精度は下がる)



国内外で類を皆規模の被害画像データベースの構築と公開



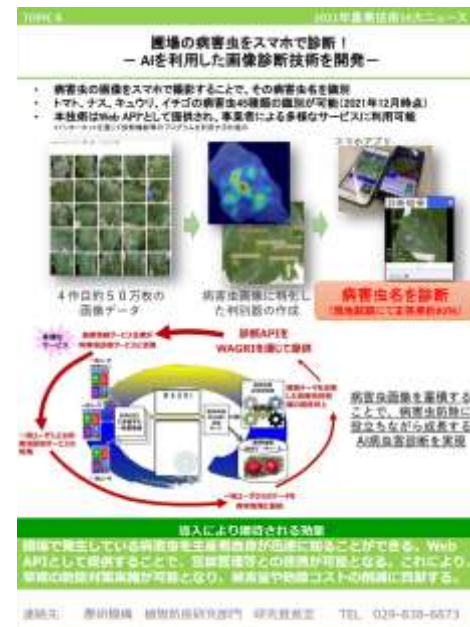
病害虫に特化した画像識別器を開発し高精度の診断を実現

# プロジェクト成果のまとめ

- 病害虫AI診断アプリケーションの開発
  - 現場で使用可能な **アプリを開発**、**3月から公開**
- 農業データアグリゲーションスキームの構築
  - WAGRIより12作物の **APIを提供**、引き続き改良
  - 2021年度農林水産10大ニュースに選定

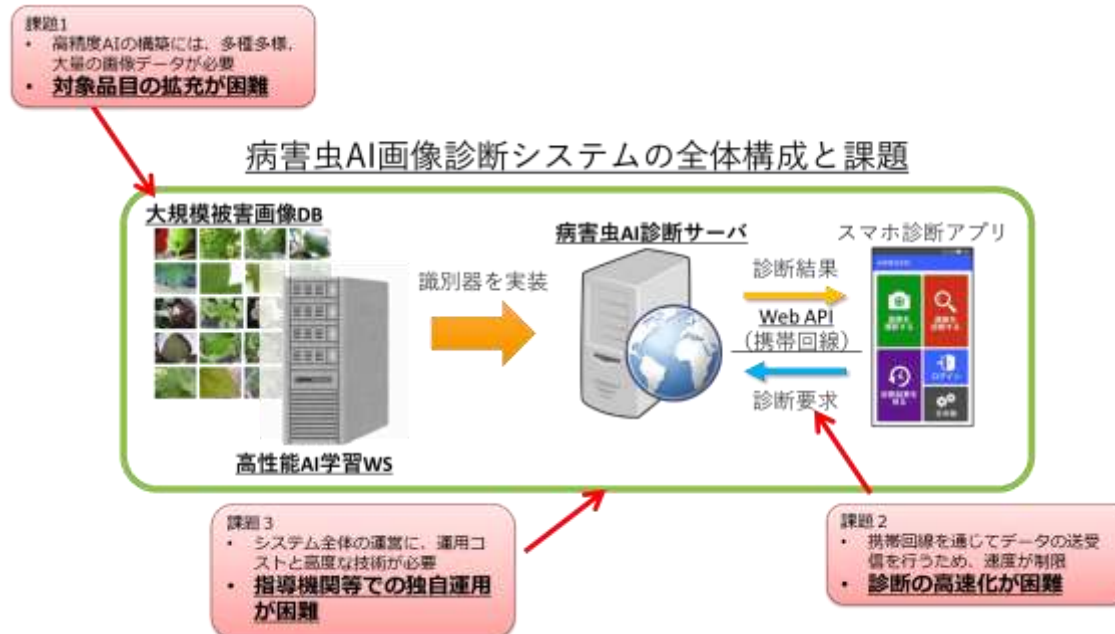


公開中のアプリの動作画面  
(画面は開発中のものです)



# 病害虫AI診断の課題

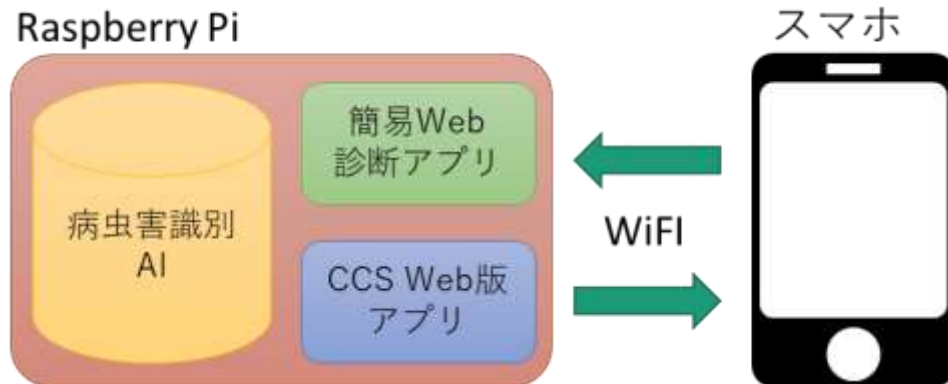
- 植物防疫現場で活用可能な技術体系の確立
  - 営農現場で活用のための課題や利用法の検討も不十分。
    - 精度の向上に加え、速度も十分でない
    - 地域毎に生産作物も異なる。中央集権的サービスでは不十分
    - 独自診断サービスを提供するには、技術的、リソース的に困難。
- 植物防疫現場で活用可能な技術体系の確立が不可欠
  - 「AI診断」のみでなく、運用も含めた技術体系





# 可搬型病害虫識別装置の開発

- 成果の一部をRaspberry Pi に移植
  - Raspberry Pi: 小型のPC。モバイルバッテリーで動作。IoT等にも使用
- 特徴
  - 利点:
    - 独立して継続的に使用可能。WiFiで接続するので通信回線不要。SDカードのイメージとして配布（インストール作業は不要）
  - 短所:
    - 計算機能が劣るので、現在の識別器より単純な識別器。アプリは識別機能のみ。アップデートは困難



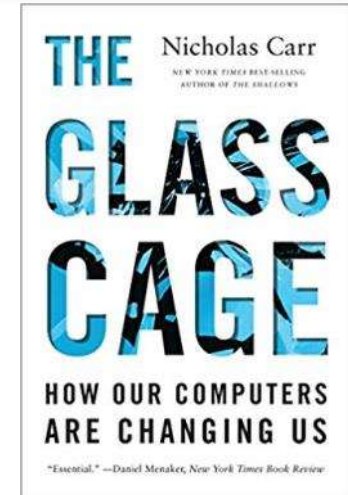
システム概念図



実際の機器

# おわりに

- AIは問題を解決してくれない
  - 今の深層学習は未知の現象はあつかえない
    - 限られた学習データに基づく判断(帰納法)
  - 人は未知の現象に対応できる
    - 様々な経験、知識を活用できる(演繹法)
- 人とAIの得意な部分を組みあわせる
  - “The Glass Cage: Automation and Us”のような批判もある
    - 自動化による技能の喪失の恐れ
  - “Google Mapsを使うと方向音痴が治らない!”という批判は聞いたことがない
    - 適切な技術の活用が必要
  - 「診断の自動化」は手段でしかない
    - たとえレベル5になったとしても、最終判断は人



# おわりに

- AIを使いこなすことが必要
  - 何に使える？ どう使えば効率的？
- AIに頼るのではなく、AIの特徴を把握し活用
  - 診断だけでなく、技術の向上等に活用できないか？



生命の再定義

Art by: [unreadable]

## 「AIは医師を置き換えない」ある医療現場からの報告

人工知能（AI）の進歩により、医療は不変になるだろうと主張する人々がいる。しかし、サンフランシスコの小児科医である筆者は、そうした主張を否定すると同時に、あふれるデータへの対応でオーバーワーク状態の医師をAIが解放することで、患者に向き合う時間を増やせると述べている。

<https://www.technologyreview.jp/s/109443/ai-cant-replace-doctors-but-it-can-make-them-better/>

Rewriting Life

## AI can't replace doctors. But it can make them better.

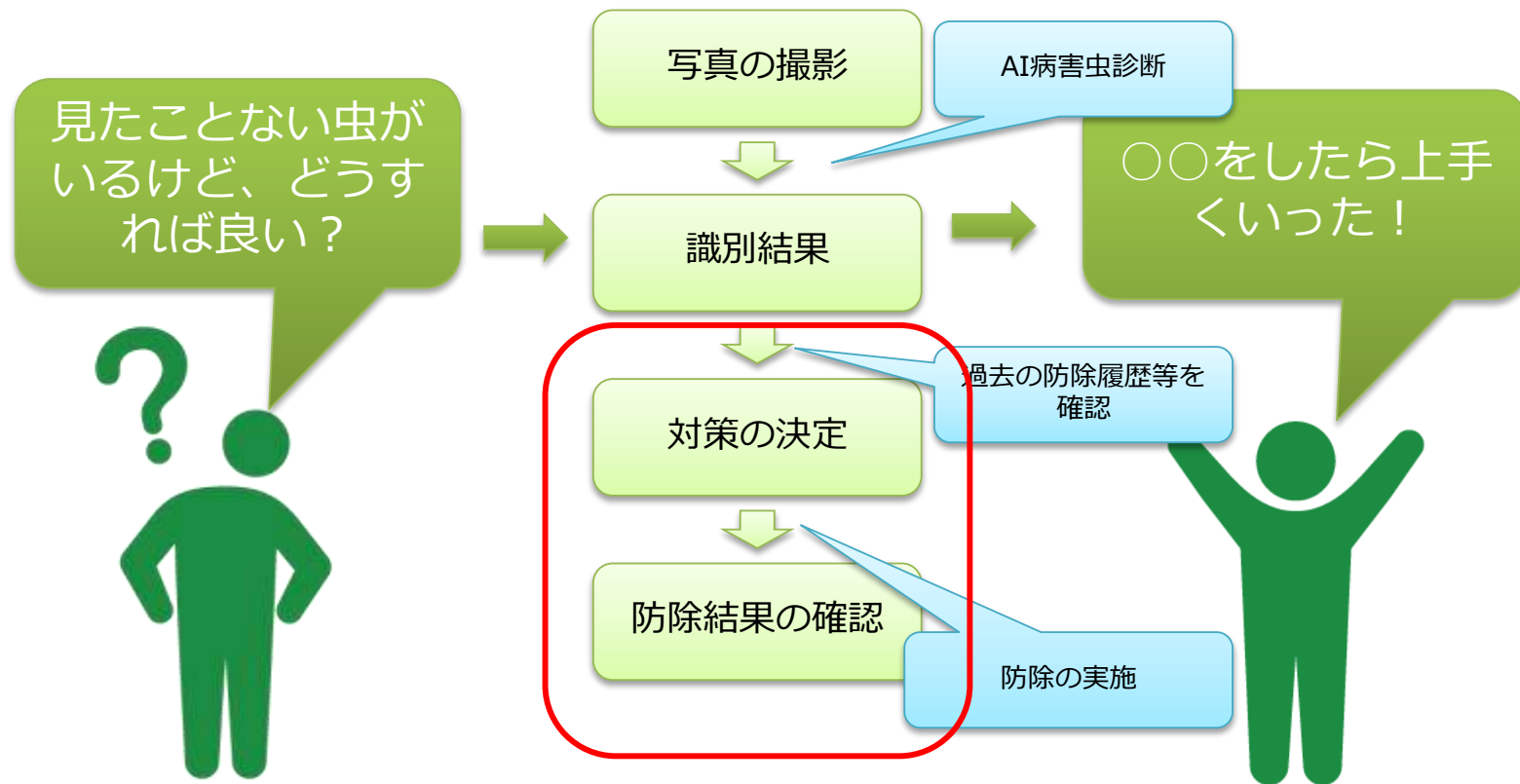
A machine can collate environmental data, genetic data, and patient history way better than I can.

by Rahul Parikh October 23, 2018

<https://www.technologyreview.com/s/612277/ai-cant-replace-doctors-but-it-can-make-them-better/>

# おわりに

- AIを活用して問題を解決する
  - 人工知能は目的ではなく、回答を導くためのツール
- 回答を導くプロトコルの構築が重要
  - ICT技術はまだ数十年しかなくプロトコルが未成熟
  - 活用に向けて、ご指摘を頂きたい。





- 本発表は以下の研究プロジェクトおよび資金の成果です。
  - 農林水産省委託事業「人工知能未来農業創造プロジェクト・AIを活用した病虫害診断技術の開発」
  - 「官民研究開発投資拡大プログラム (PRISM)」 予算
  - スマート農業実証プロ「カボチャ輸出産地における国産散布用ドローンによる連携防除の実証」
- 以下の参画機関および参画者のみなさまのご協力に感謝します。
  - 岩手県農業研究センター、宮城県農業・園芸総合研究所、福島県、茨城県農業総合センター、栃木県農業試験場、群馬県農業技術センター、埼玉県、新潟県農業総合研究所、富山県、山梨県、長野県野菜花き試験場、岐阜県農業技術センター、静岡県農林技術研究所、愛知県、三重県、京都府農林水産技術センター、兵庫県立農林水産技術総合センター、広島県立総合技術研究所、香川県、高知県、長崎県、宮崎県総合農業試験場、鹿児島県農業開発総合センター、国立大学法人名古屋大学、学校法人法政大学、株式会社ノーザンシステムサービス、株式会社N T T データ、株式会社N T T データC C S、日本農薬株式会社、農研機構・植物防疫部門、野菜花き研究部門、農業環境研究部門