

QRシステムおよびRFID実地運用に関する考察

○実証期間27日分の入出荷（≒トレサビ）情報がクラウドに記録されていることを確認
→品質不良品情報と紐づけることで不良原因の調査が可能

品質不良品情報と紐づけることで不良原因の調査が可能													RFIDタグを 全検知： TRUE 全検知できず： FALSE			入荷登録実施日時	
センター 内品目	店舗名	物流センター	商品名	仕入先コード	仕入先名	箱数	数量	入数	出荷を担当した 生産者番号		出荷チェック TOTAL数	出荷チェック ユーザー名	出荷登録実施日時	入荷チェック 数量※	入荷チェック 箱数	入荷チェック ユーザー名	入荷チェック_実施日時
									生産者 番号	出荷チェック 箱数							
12/1	新座店	太田センター	茨城県産 レタス	767107	サンフル	14	112	8	2	TRUE	TRUE	syc1	11-30T11:03:52	TRUE	TRUE	work2	12-02T13:56:41
12/2	新座店	太田センター	茨城県産 レタス	767107	サンフル	16	128	8	2	TRUE	TRUE	syc1	12-02T08:16:19	FALSE	TRUE	work2	12-03T17:02:51
12/3	新座店	太田センター	茨城県産 レタス	767107	サンフル	24	192	8	2	TRUE	TRUE	syc1	1202T08:20:51	TRUE	TRUE	work1	12-04T17:39:25
12/4	新座店	太田センター	茨城県産 レタス	767107	サンフル	10	80	8	2	TRUE	TRUE	syc1	12-03T15:53:30	TRUE	TRUE	work1	12-05T15:06:41

※入荷チェック_数量 検知率 348/356 ≒ 97.8%
機器不具合対応を除く

項目	ケース数
全検出対象	389
検出できず	41
出荷登録ミス	3
産地カードの落下による紛失	5
機器不具合対応のため	33

作業者の声

〈産地〉

- ・ 本実証の対象数(1店舗のみ、Max30ケース)であれば作業負担は気にならない
- ・ 全店舗となると毎日1000ケースになるので出荷登録時のQRスキャンに時間がかかり相当な負担になるのではないかな。

⇒ デジタル化の目的に合わせスキャン数を絞るなどの改善が必要

〈店舗〉

- ・ 紛失などで出荷表が届かない日が多かったが、入荷登録自体は5分程度で苦にならない。

* 左図に関して補足

- ①在庫管理における正確性は担保されている（検知率は97.8%）
- ②・産地負担に関してはレタスでは低水準（シール張り）
・ただし全店舗への対応の場合QRシールを個別スキャンの手間は大きい可能性（RFIDにおいては不要）

- ③店舗側の齟齬は伝票の紛失などのヒューマンエラーが主で処理自体には現状の業務以上の手間はないことが確認

在庫見える化に関する考察

OPCで手入力することなく日々の在庫が見える化できていることを確認

日付	入庫	品だし	在庫
11月8日		8	0
11月9日	9	9	0
11月10日	15	15	0
11月11日	11	11	0
11月12日	24	15	9
11月13日	23	23	9
11月14日	13	15	7
11月15日	13	5	15
11月16日	2	14	3
11月17日	13	9	7
11月18日	12	6	13
11月19日	23	23	13
11月20日	28	30	11
11月21日	15	4	22
11月22日	12	14	20
11月23日	12	13	19
11月24日	15	9	25
11月25日	10	10	25
11月26日	8	18	15
11月27日	28	22	21
11月28日	12	10	23
11月29日	14	7	30
11月30日	0	4	26
12月1日	5	10	21
12月2日	14	5	30
12月3日	16	36	10
12月4日	24	13	21
12月5日	10	7	24

□ : 現行の在庫報告で確認できる数

□ : 本実証で新たに見える化された数

[illegible]

(考察)

- ① Q RシステムおよびR F I Dシステムによりデータは在庫データとして瞬時にデータ化される
②実証による運用では別段のトラブルなく在庫データ化がなされ、手入力により工数を削減できることが示唆された

AIカメラ実証の状況

AIカメラによる観察項目等



本 AI 解析では長期的に判別機として以下のものの実現を目指している。

項	判別機
(1)	「来店数、日付、曜日」(説明変数)を入力すると「その日の売上」(非説明変数)を予測する判別機
(2)	「天気、気温、日付、曜日」(説明変数)を入力すると「その日の来店数」(被説明変数)を予測する判別機
(3)	「人物、日付、曜日」(説明変数)を入力すると「その日の購入商品」(被説明変数を)予測する判別機

- ▶ カメラにより買い物の状況および天気や、曜日など外部因子を加味して、顧客の特性を観察する
- ▶ 購買行動のパターンを掴むために、買い物の方向性や商品の選択制、その後どのコーナーに向かった等、購買行動から買い物の選択を予想
- ▶ 購買行動から今後の商品予測を算出
- ▶ 棚の情報との互換性から店舗需給予測を展開

AIカメラ設置レイアウト等（情報による変容）



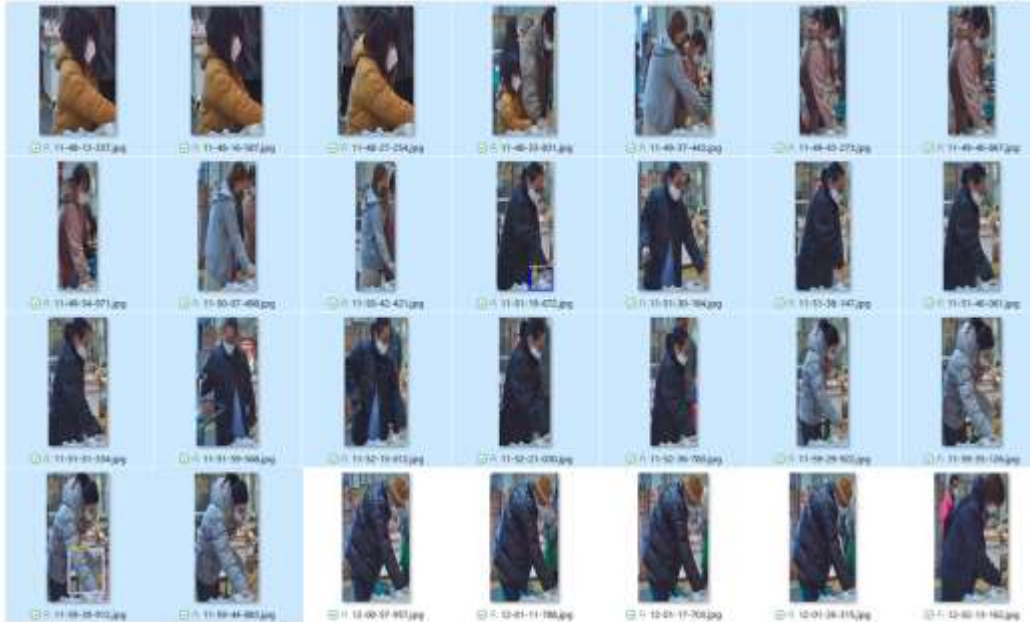
店舗入り口ベジチェック向けカメラレイアウト

* 観察状況 *

1：ベジチェックによる導線変化
入口付近にベジチェックを配置し、利用者の全身が映るようにカメラを設置
解析対象の枠を設置しその範囲で認識した人物をベジチェックの利用者として性別・年代の判定を人物の認証は示す骨格の識別を合わせて人物の判定

野菜の摂取情報による動態変化とロス率への好影響について諸分析を行った

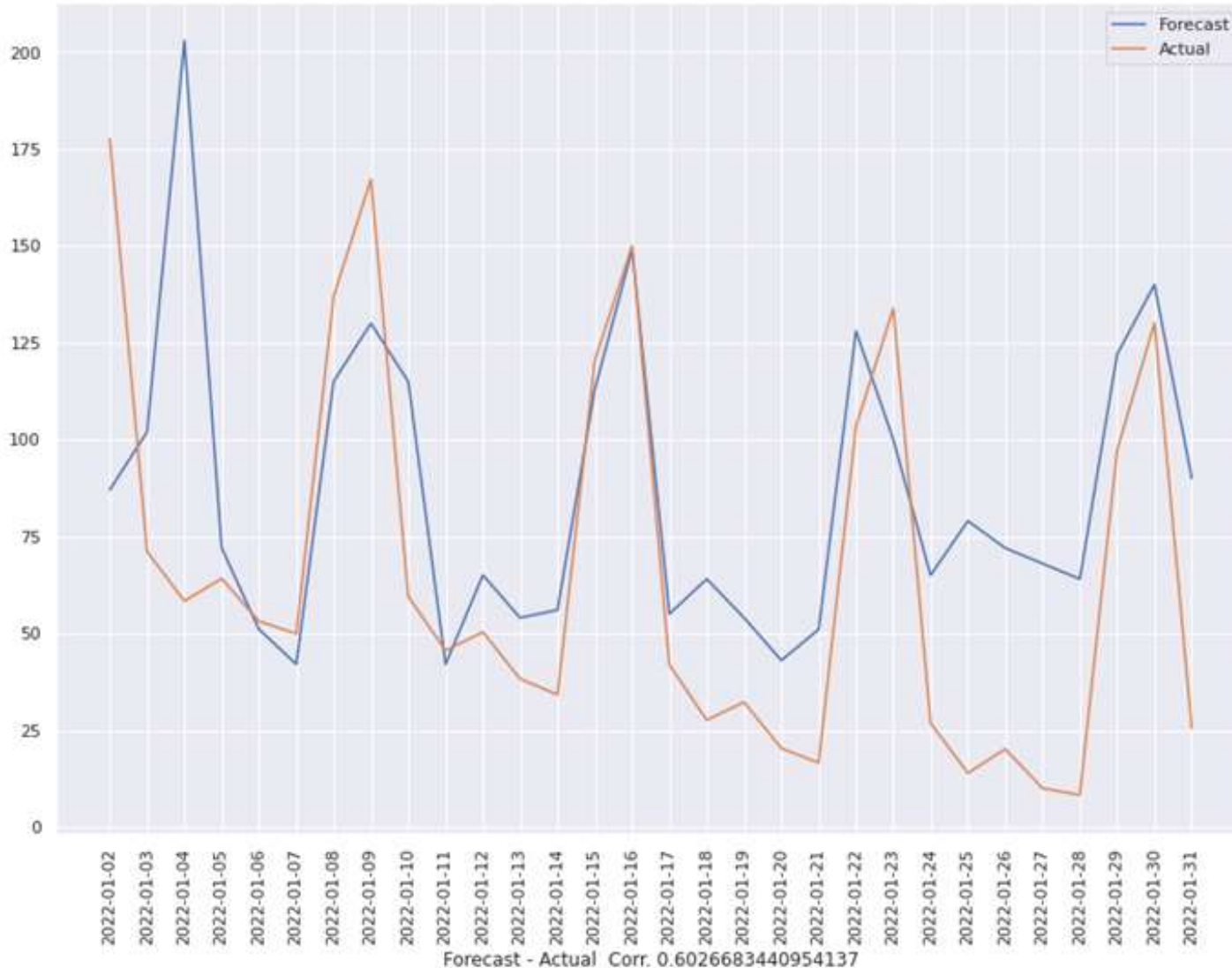
ベジチェック使用に関する考察（消費動向の観測）



- ・写真は11：45～12：00の間にキャプチャした画像を詳しく見てみる。ボタンの操作を腕の伸ばし具合から判定しているのはおおむね良好である。
左図7名に対してフォーカスの枚数が多いことは滞在時間との相関があるともいえる。（滞在時間から興味の度合いを判定「継続時間」から滞在時間との関連が見て取れる。）
- ・男女間での滞在格差は優位さがないと予想されるが、滞在時間が長かった主体はそのまま野菜コーナーでも滞在が長くなる傾向が予想される。

ベジチェックの使用率と買い物の滞在時間に相関性が期待され、今後計測数と野菜の売れ行きおよび売れ残りの相関を見る事で行動変容と消費からのフード留守の有効な情報について検討可能な可能性が示唆された

需給予測気象データを含まない（R3年度と同アプローチ）



需給予測のレイアウト

予測対象：レタス

学習データ：2019/4/1～2021/12/31

予測期間：2022/1/2～2022/1/31

＊昨年度の予測データのうちレタスに絞ってAIカメラによる販売動向（トレンド）にPOSデータなどの諸要素を加えて需給予想を行った。（縦軸は販売数）

（結果）

①予想データのうち1月4日の売上予測は大きく外れたがそれ以外の部分については需給増減に関する同行はほぼ把握できている

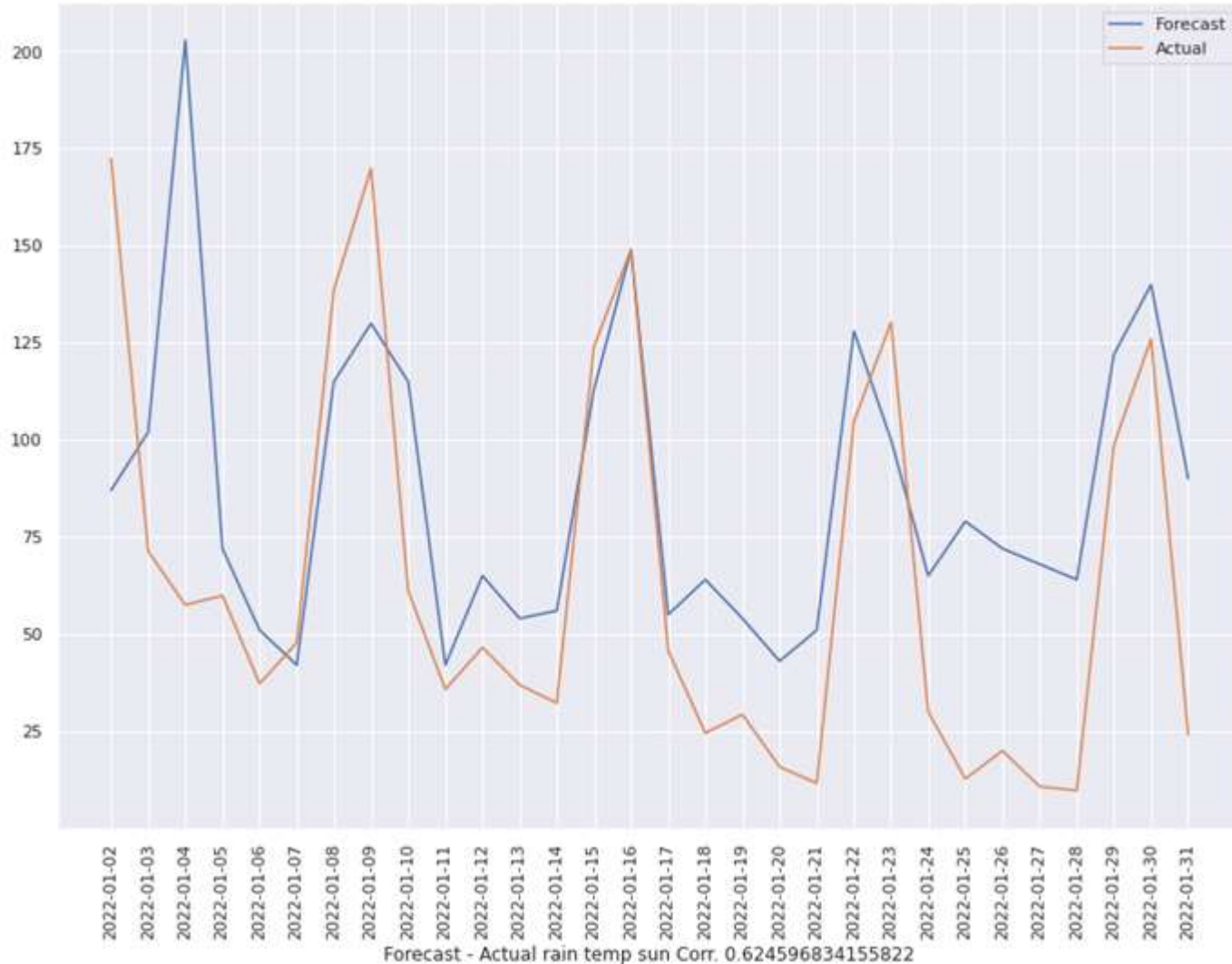
②ただし予測数に対して実売上数がズレ、日付別の整合状況は6割程度であった

③予測数に対する実販売数はほぼ同数であり月全体の売上数は予測出来ている

（考察）

需給動向と総数的には整合性があるが1日から数日単位の予測には課題が見られる

需給予測気象データを含む（R4年度アプローチ）



需給予測のレイアウト

予測対象：レタス

学習データ：2019/4/1～2021/12/31

予測期間：2022/1/2～2022/1/31

＊前頁データに気象情報（相関が高い降水・日照・気温の動向を加えて分析）

（結果）

①予想データのうち1月4日の売上予測は大きく外れたがそれ以外の部分については需給増減に関する同行はほぼ把握できている

②気象データを入れて僅かであるが1日当たりの予測数値のズレが加味しない場合よりも改善している

③ただし②の動向は決定的な予測数値の改善までには至っていない

④前項同様予測数に対する実販売数はほぼ同数であり月全体の売上数は予測出来ている

（考察）

需給動向と総数的には整合性があるが気象により1日から数日単位の予測は僅かに向上する

需給予測気象データを含む（R4年度アプローチ）



考えられる効果として

- ① 需給情報から育成のコントロールが可能に
- ② 作業記録がトレーサビリティの拡充へ
- ③ 店舗情報などから推奨出荷期の見える化へ

〈需給予測に必要な要素〉 （調査項目）

- ① AIカメラ観察の有効性
- ② 需給情報とのマッチング制度
- ③ 最適出荷期時算定方法
（生産調査項目）
- ④ 出荷時期と連動した生産調整
- ⑤ 対応可能な作目の選定
（販路の事前設定と売上予測）

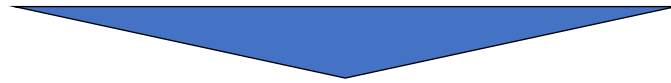


需給予測気象データを含む（R4年度アプローチ）



R3年度からの基本方針（設置状況）

- ①ハウス内作目および露地作目で観察を行う
- ②作目としてはネギおよびスピナッチを埼玉県の協力農園にて観察



（R4年度状況）

農場での野菜生育状況分析するためカメラを設置し一時間ごとに生育状況を撮影した。

平成3年度からはハウス内の機材設置位置を見直しより全体を見通せるようにした。

令和3年度と異なるのは、以下の点である。

- (1)ハウス内を見渡すカメラの向き
- (2)機材の安定性改善



需給予測気象データを含む（R4年度アプローチ）



（観察レイアウト）

ネギのハウスにカメラ設置し、一定期間経過ごとに画像を比較し生育具合を分析する。

一時間ごとに撮影した画像をもとに12：00の画像を抽出した。

10/29頃に種まきし、発芽・生育・収穫と推移、12/9で収穫、それ以後は次の種まきの準備作業となっている。

（傾向）

観察状況はある程度正確に把握ができ、データの集積により育成の予測値を割り出すことが可能と考えられる

（考察）

- ① 圃場状況は併設したセンサーと共に温度変化との相関性を見ており育成観察と組み合わせることである生育予測を行う事が可能であると示唆された
- ② 育成のコントロールについては成熟日予測から施肥状況や遮光・温度変化をコントロールできる施設栽培においては育成予測データを活かした措置が可能となる可能性が示唆された

R4年度事業成果について

成果 (問題)	R 4 年度事業成果	残された課題	来年度実施内容
①	A I カメラの活用により粗方の需要予測は可能	<u>構築した予測の特に短期的な精度に関して更なる検証が必要</u>	・蓄積したAIカメラのデータを計測的に解析する
②	びQ R・R F I D等のシステム形成が構築された場合、フードロスの減少が可能と考えられる	<u>消費側の行動変容などが効果的な事が示唆されこの点を検証する必要</u>	・カゴメ社ベベジチェックを加えた導線を整備し情報提供と野菜摂取などの把握がリンクする事で野菜の売上の増進＝売れ残り削減にどの程度寄与するかを検証
③	Q Rシステムシステムの実運用は概ね効果的で、データ化に関する負担減が確認された	①全店舗運用など運用数の増加による問題点の発生が予期される ②品目が増加した場合、産地栽培情報登録など負荷可能性	・レタスだけであった作目を数品目に拡大した実証を行う ・取扱数が増加した場合の状況を把握するため実証店舗を増やし（2店程度を想定）実証を行う
④	Q Rシステムに専用のシートを形成し各主体が添加したい情報について確認した	<u>生産・小売り間の主体で推したい情報が違っており、各主体での情報提供のコンセンサスを得ることが必要である</u>	・情報提供システム及び決済情報システムそれぞれに使用の意図を各主体に解説しガイドラインを形成し使用のメソッドを整える
⑤	R F I Dの使用検証を行いデータ化や在庫管理において有効なシステムであることを確認した	<u>レタス以外の作目において検証が必要で適用状況の整理にさらなる検証が必要となる</u>	・農産物の荷姿を分類し、R F I D導入の導入が可能な形態の選別と、その効果についてデモ機を使用した実証を引き続き行う
⑥	生産圃場へもA I カメラを設置し、育成予測を行う状況を実施し、育成の観察の正確性は確認された	<u>AIカメラにより生育状況を追えることは示唆されたが育成予測を行うプラットフォーム形成には至らなかった</u>	・更に観察を続け、育成データなどのアーカイブなどでこの育成予測を補正する
⑧	店舗内サイネージ等を使用した情報提供で、調査対象作目（レタス）の売上が前年比150%の向上を記録し、売れ残り減少が明確となった。（消費者意識の変容【購買価格について情報があれば高く買う意志を提示】もアンケート等から示唆された）	<u>サイネージ以外のナッジを意図した情報提供の媒体など効果の検証および必要なインターフェイス形成と運用に関する実地的な検証が必要</u>	・情報を統括し、需給予測が見える化し分かりやすく伝えるインターフェイスの形成を行い、この実効性について検証を行う（継続課題） ・ベイシアアプリなど既存のDXによる情報提供システムとの連動性を検証する