

スマートエスイー修了制作

レンタルおしぼり回収数量 見える化プロジェクト

(深層学習を活用した数量測定の実践)

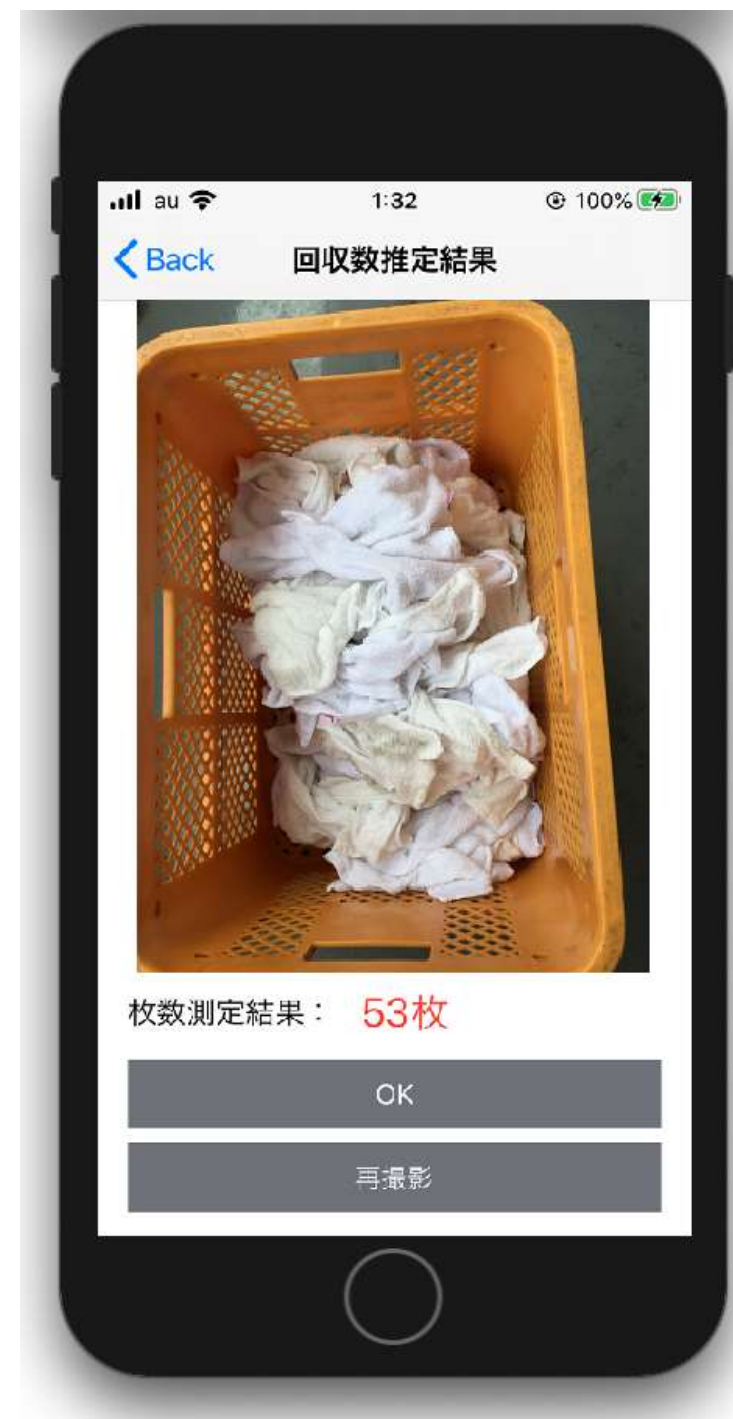
経営コンサルタント・技術者

堺 康行

制作協力

FSX株式会社

(要件・要求ヒアリングご協力、教師データ用おしぼり貸与)



自己紹介



堺 康行(さかい やすゆき)

<学歴>

東京工業大学 生命理工学部 卒業

東京工業大学大学院 生命理工学研究科 修了

スマートエスイー 修了(第3期)

<職歴>

株式会社オービック(システムエンジニア)

株式会社ロングブラックパートナーズ(M&A、管理会計、事業再生コンサルタント)

個人事業主として独立(2020年7月～)

<現在の仕事>

① 財務・経営コンサルティング

② 中小企業へのIoT技術・DXの恩恵の伝播(導入コンサルティング、開発)

③ 【経営知見】×【デジタル】の経験を生かした新しいプロダクトの研究

スマートエスイーでの学習結果を実践

アジェンダ

Section1: 制作の概要(ビジネス面からの検討)

Section2: 技術アウトライン

Section3: これまでの展開と今後の展望

Section1 制作の概要

制作案件の概要

- レンタルおしぼり事業で使用する、回収おしぼりの枚数測定・記録スマホアプリを開発。枚数測定にはニューラルネットワークを使用した独自制作の画像認識AIを使用。
- 受託開発案件として進行。今後の業界内の活用も視野。

測定対象物(おしぼり箱)



枚数の推論を行う現場(街中の飲食店の外に置かれた使用済みおしぼりボックス)

スマホAppに搭載した
MLモデルで枚数推論



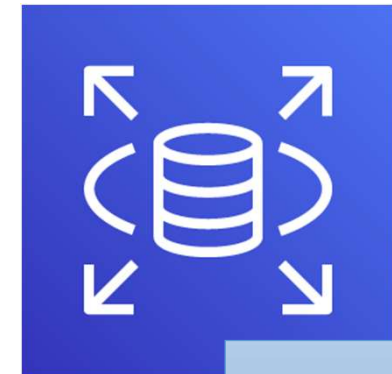
スマホAppで撮影(Appは自作)

撮
影



送
信

クラウドDB登録



- ✓ 居酒屋〇〇
- ✓ 2020/8/5
- ✓ 回収53枚
- ✓ 納品80枚

- ① 回収枚数の推論
- ② 適切な納品枚数の算定・提示

なぜこのプロダクトが必要か？ビジネス上に存在する矛盾は？

- レンタルおしぼり事業においては、「おしぼり」が中核資産でありながら、その数値的把握が困難という矛盾が存在。

ジョブ
(したい
こと)

- ✓ 顧客店舗はおしぼりを失くす・貯め込む。減った分は追加材料が必要。
- ✓ なので、納品回収数をきちんと記録し、追加課金・注意喚起・納品抑制等の対策を打ちたい。

課題
/
不満

配送員が上げてくる納品回収
記録が正確にならない

- ✓ 対象が濡れてたり乾いていたりで、重さでの画一測定ができない
- ✓ 目で見ても測定しないといけませんが、練度が低い人もいる
- ✓ 沢山回収したと報告したいバイアス

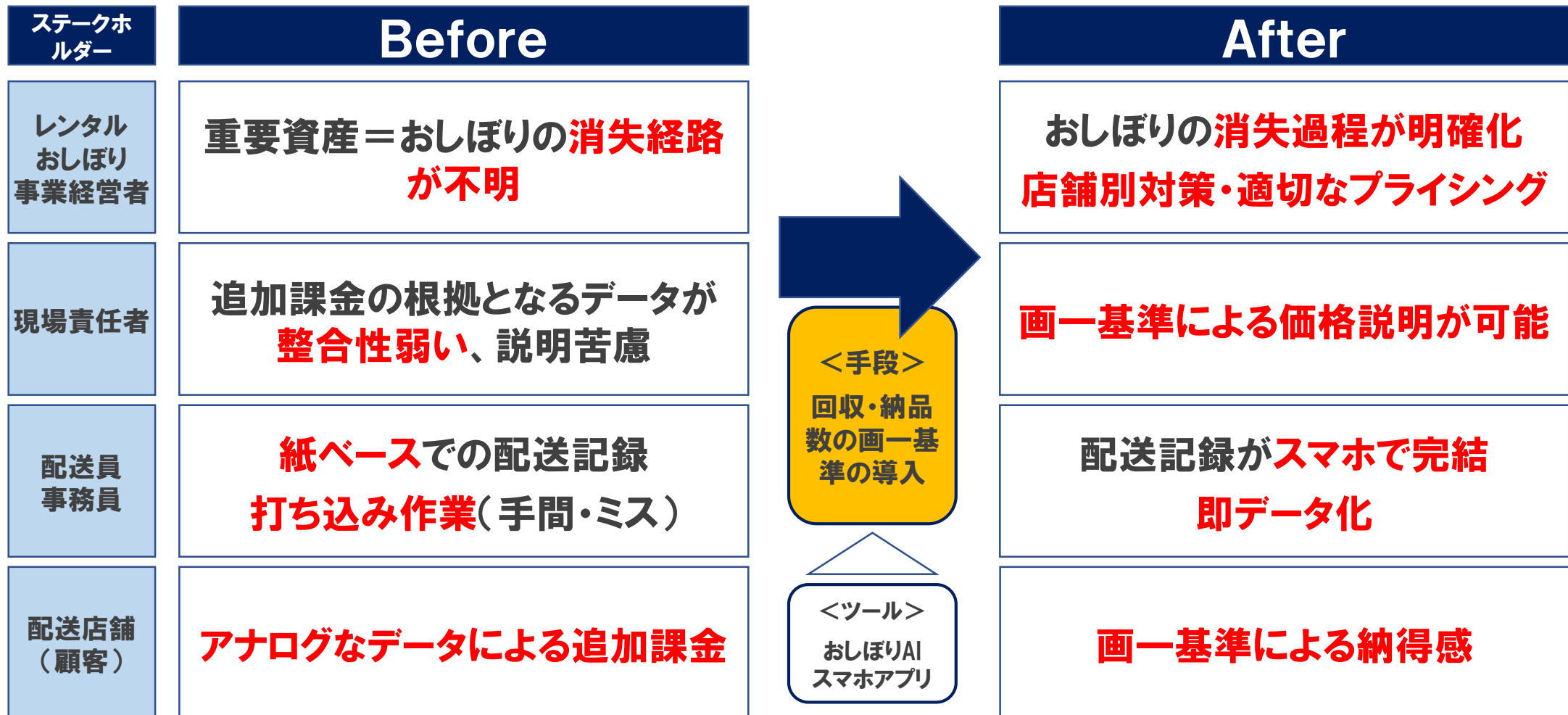
データが頼りにならず、
顧客店舗ごとの対策が取れない

対策が取れないので、新規の
おしぼり（材料）がたくさん
必要になる

- ✓ 出荷量対新規量の割合が1%でも増えると、材料費に数百万～数千万円の影響

このプロダクトがもたらすコンバージョン(Before/After)

- ツールとしては数量算出機能に過ぎないが、「手段」として回収・納品数への画一基準導入となったことがポイント。
- 様々なステークホルダーに、ビジネス上の変革がもたらされる。



このソリューションの成立背景

- 「配送店舗別分析」という**プロダクトの本来の目的を明確化**していることから、「**要求精度**」、「**測定対象物特性**」、「**ハードウェア**」という、**制約と成り得る複数障壁をクリア**している。

制約項目	技術上の制約	ビジネス上の価値特性との対応
MLモデルの 要求精度	✓ 1枚単位で正解を求めるなどの精度実現は困難 - 同じ嵩でも、押し潰され具合、つまり具合などについて微妙な判断が必要。 - 現場では、暗い・明るい、箱の外にノイズが移りこむなど、さまざまなケースが想定される。	✓ 上下10%程度のズレであれば、目的である配送店舗別の分析に関して殆ど影響を及ぼさない - 精緻な係数計算ではなく傾向分析に用いる為、人間が見て判断する程度の精度があればよい。 - 目的を明確化している為、精度はある程度犠牲にしても柔軟性(色々な撮影角度でMLモデルを作るなど)に注力できる。
測定対象物 特性	✓ ある程度定格の箱、容器などに収まっている前提がないと、MLによる枚数回帰計算が難しくなる	✓ レンタルおしぼりの箱は、業界内で殆どが一規格の箱のサイズが流通。箱のサイズが変わらないという強力な前提条件となる。 業界共通の為、一つの会社への共通適用のみならず、他社への流用可能性も期待できる。
ハードウェア	✓ 対象物が街中に存在する為、モバイル端末での対応が必須。 ハードウェア自体の対応のみならず、データ通信コストにも注意する必要がある。(画像を送信するなどのアーキテクトではデータ通信量が多量になる恐れ)	✓ モバイルにMLモデルを搭載できるフレームワークが近年提供開始され、スマホ内で処理を完結できた ✓ 目的達成には枚数さえ分れば撮影画像自体の保存は不要であり、画像送信は必要ない MLモデルをスマホに搭載したことにより、通信量の面のみならず、処理速度の面でもメリットがあった。

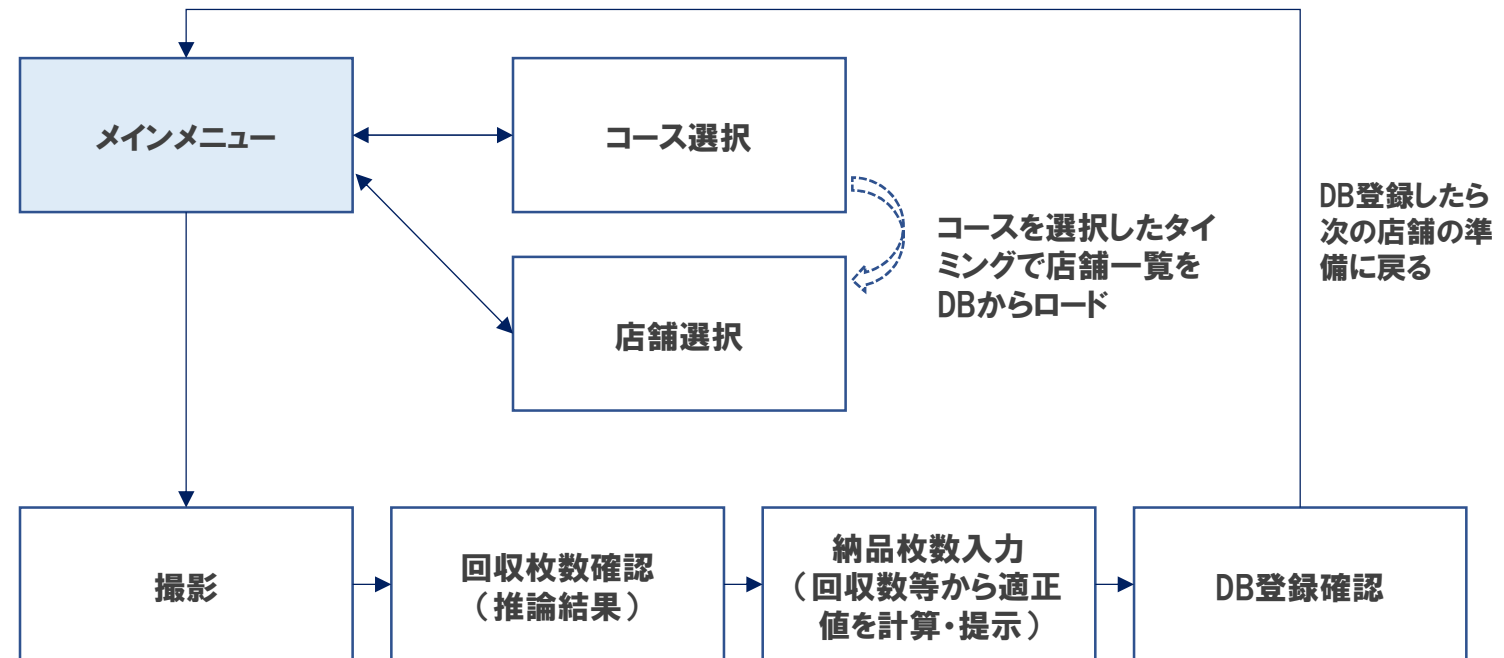
デモンストレーション

- コースを選ぶ(1日1回)、店舗を選ぶ、撮影する、納品数を決める、DB登録、という流れ。
- MLモデルをスマホAPPに搭載している為、“Use Photo”を押した直後に推論結果が提示されている。

デモ動画(iPhone実機での動作キャプチャ)



画面推移図

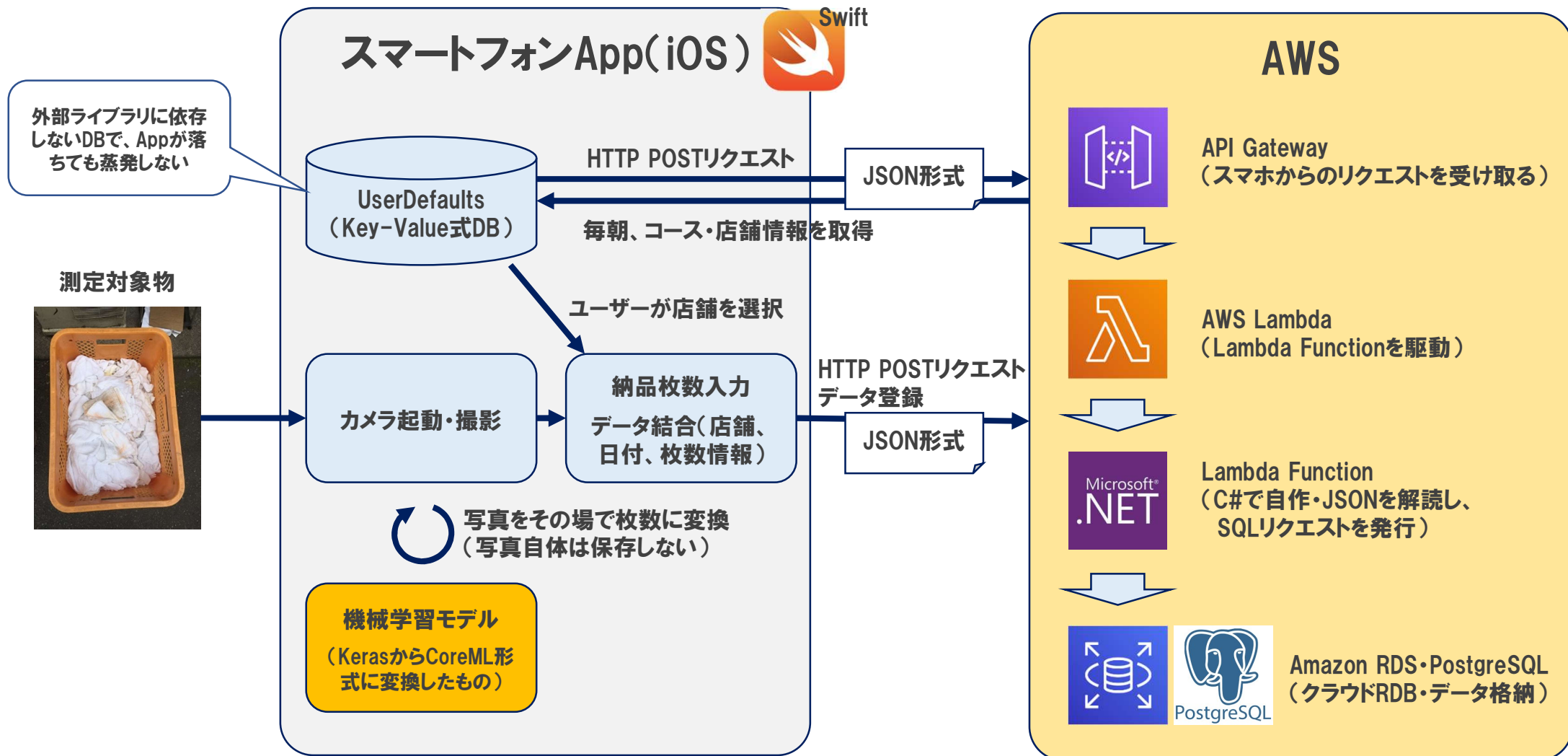


※ 画面は主要機能のみ先行開発した初期バージョンのものです。現在、認証等も含め機能拡充が進んでいます。

Section2 技術アウトライン

アーキテクチャ全体図

- 機械学習モデルをスマホApp内に組み込んだことにより、現場業務を妨げないスピーディーな推論処理を実現。
- 但し、App自体のデータサイズ巨大化、それに伴う複数モデル搭載の難しさという制約(トレードオフ)も存在。



※ スマホ部分は、最終的にはAndroidにも対応したクロスプラットフォームだと望ましい。

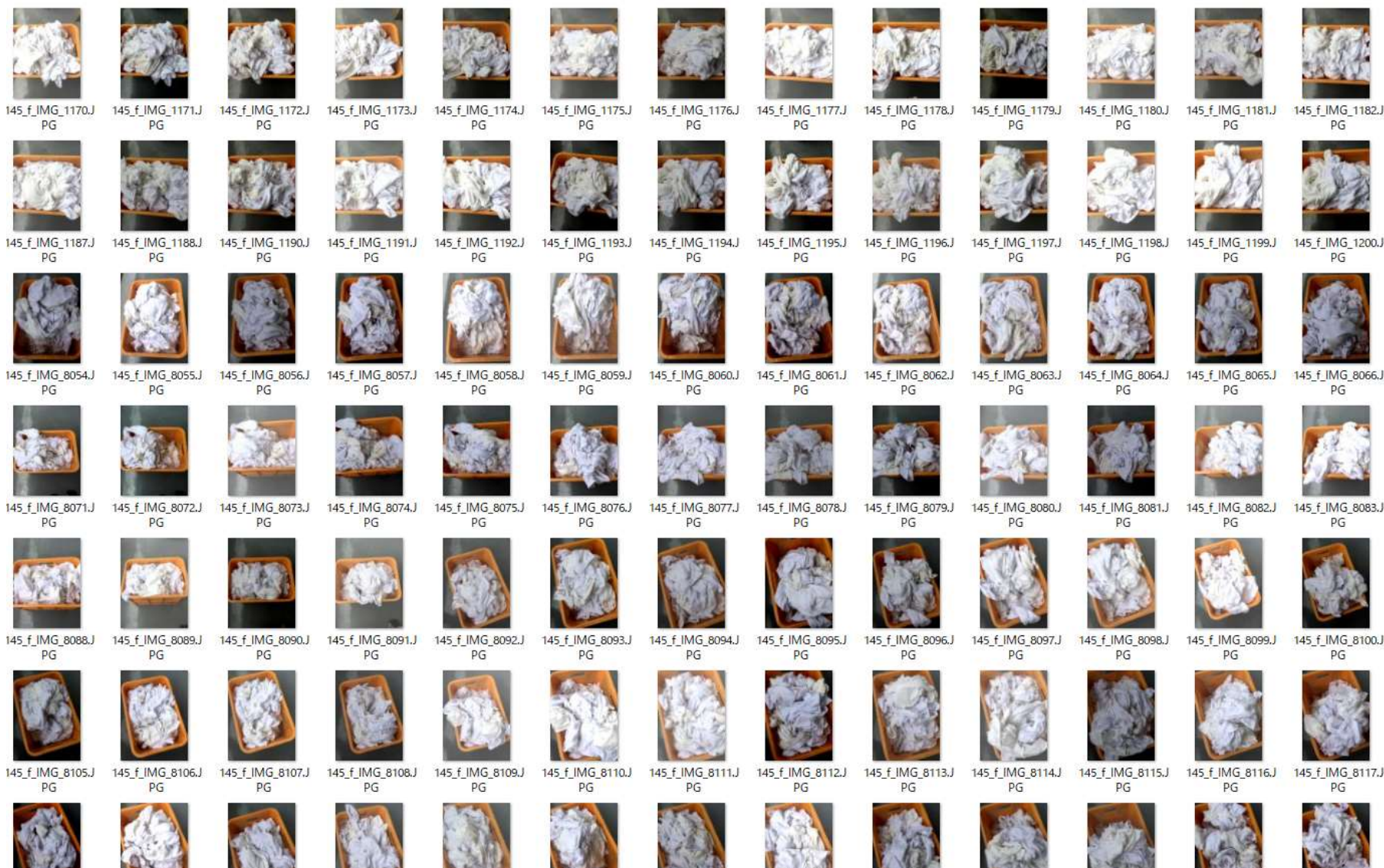
※ AWS、PostgreSQLの利用は、今回の協力先の希望により決定。(既存のアカウント・構成を生かせるため)

深層学習モデル_教師データサンプルの撮影

■ おしぼり5枚ごとに箱を作成し、スマホでサンプルを撮影。総枚数5.5万枚。

サンプルに関する工夫等

- ✓ 明度をランダムに変更した。
- ✓ モデル構築時に、学習データのみ左右・上下反転コピーを入れて、データ水増しを行った。



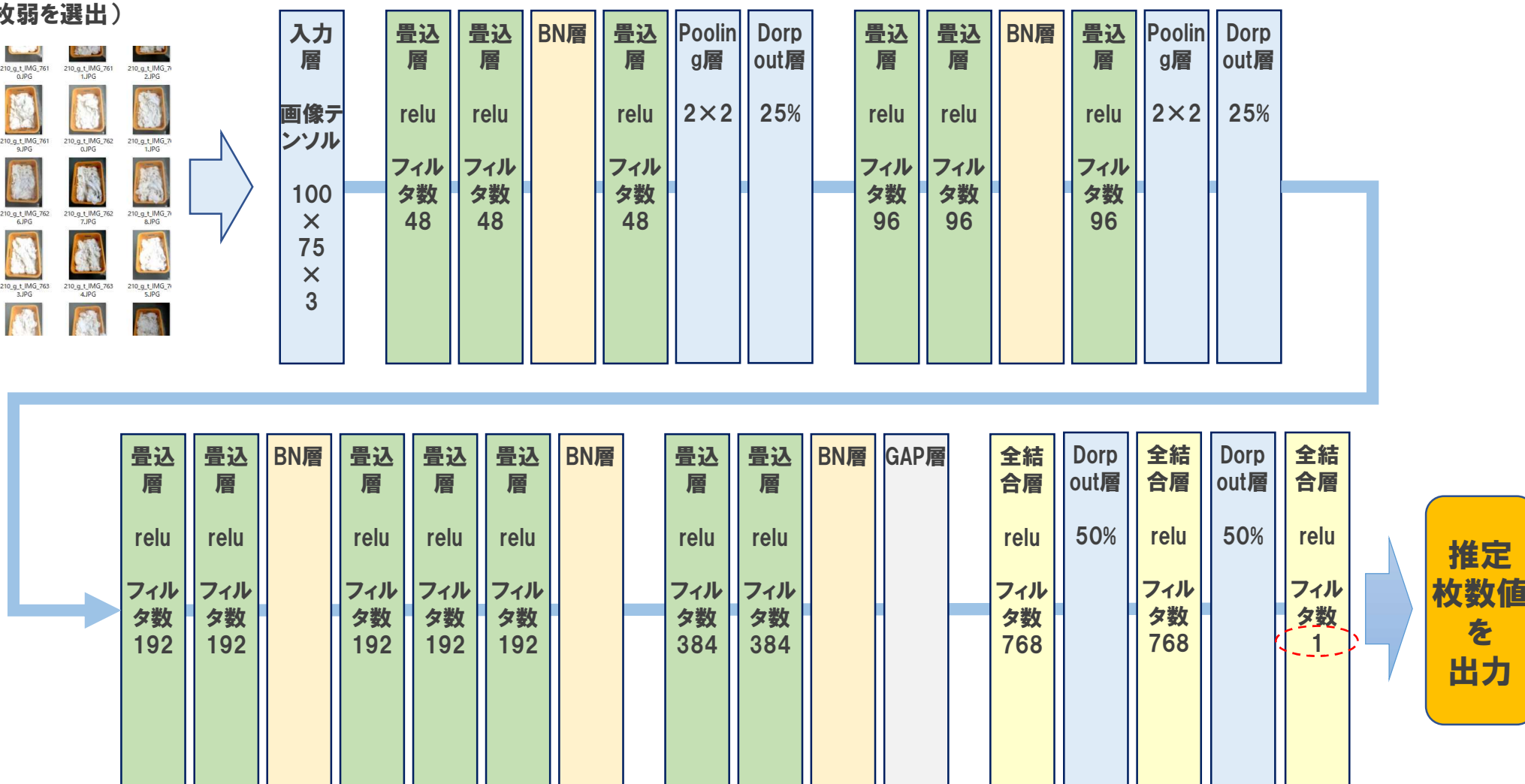
深層学習モデル_枚数測定のためのニューラルネットワーク構築

■ CNN構成はやや深め。回帰問題として枚数を出力する為、ニューラルネットワークの出力層はフィルタ1枚として構築。

教師データ
(全5.5万枚を実際撮影、内
4万枚弱を選出)



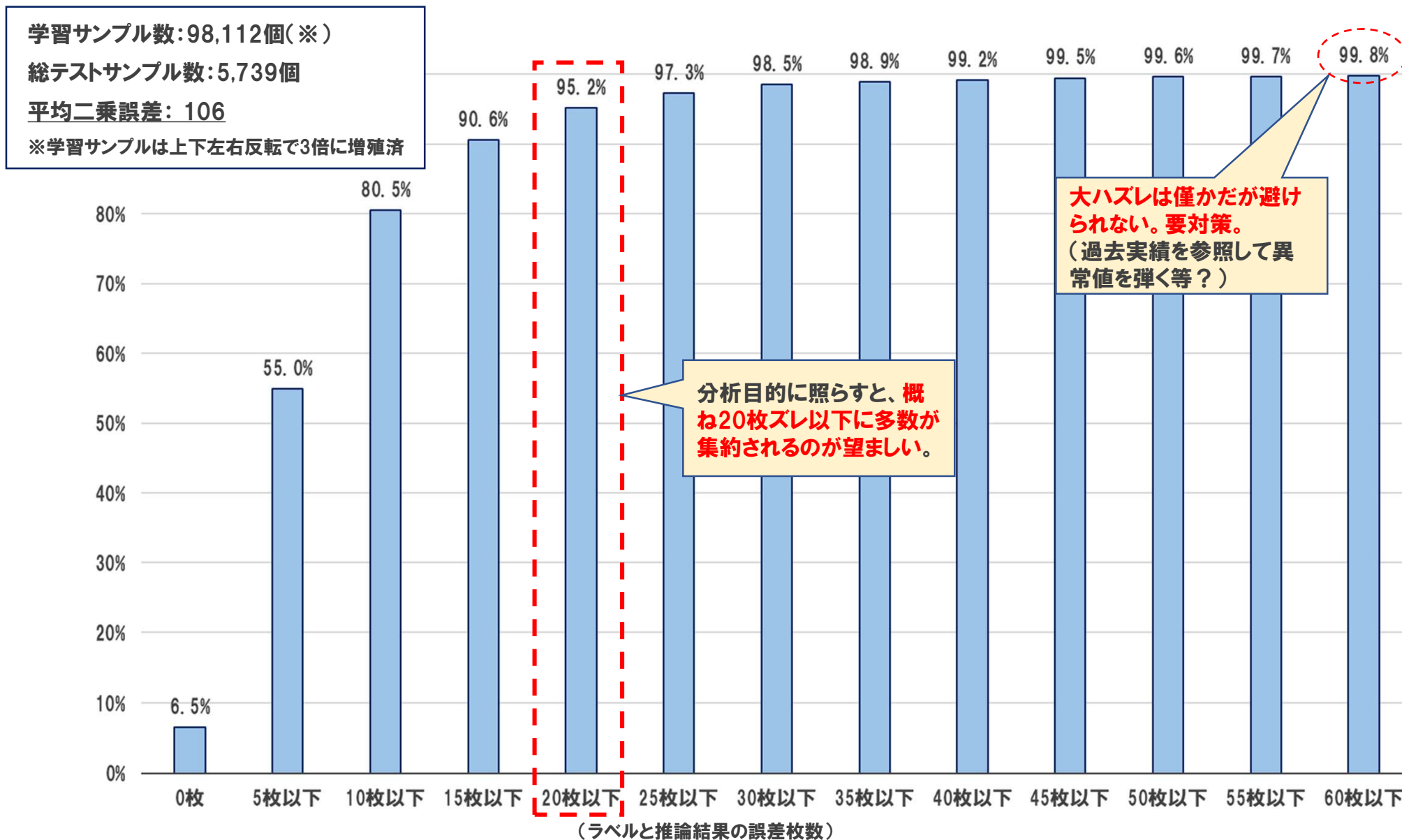
Epoch数:90、Mini Batch:128



BN層 = Batch Normalization層、GAP層 = Global Average Pooling層

深層学習モデル_数量予測精度の最新成績とビジネスとの適合考察・評価

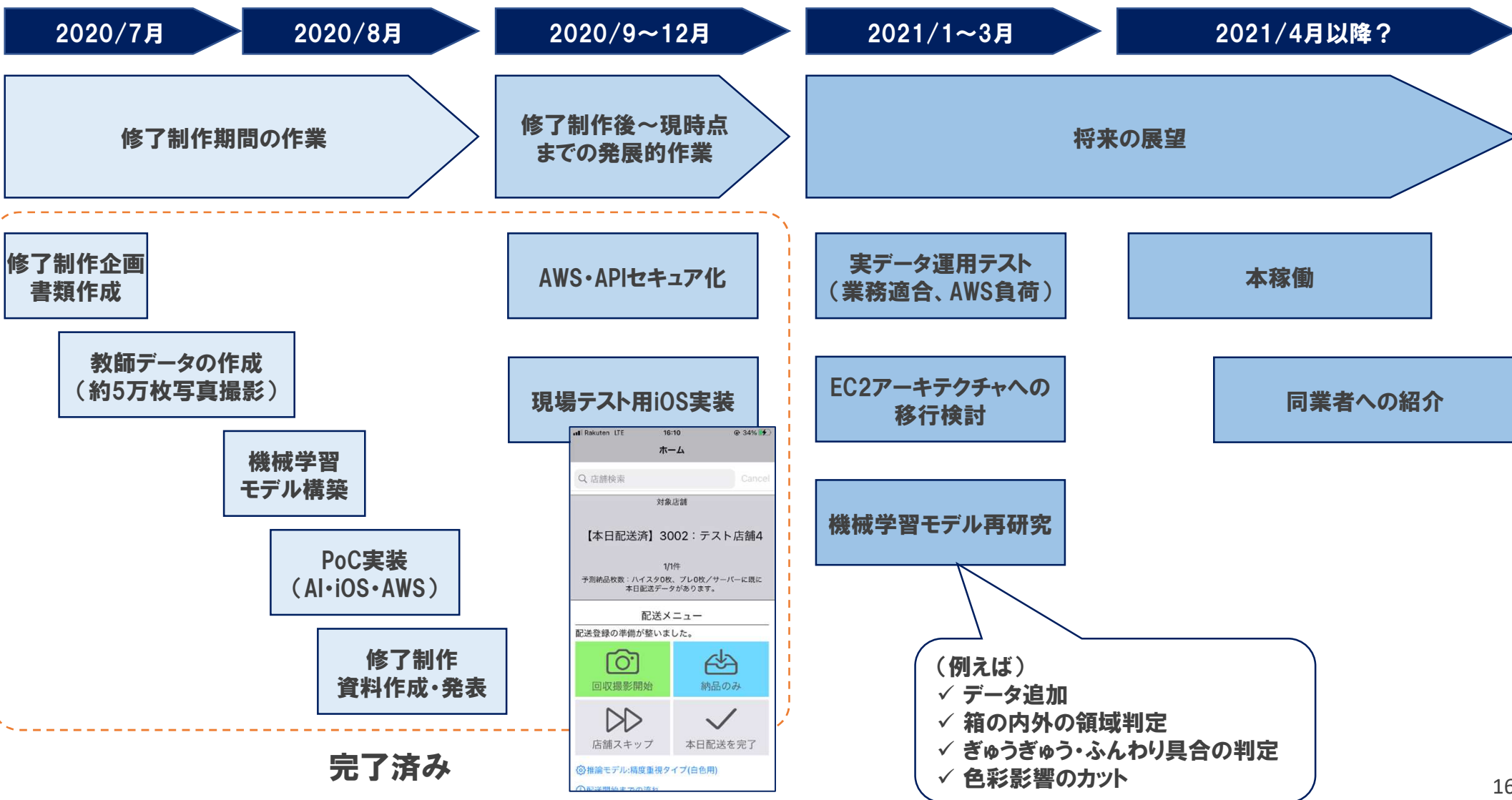
- 誤差ゼロで予測できたサンプルは僅かだが、「回収・納品記録作業への画一基準導入」による「配送店舗別傾向分析実施」という目的に照らせば、全体としては十分な精度を得た。



Section3 これまでの展開と今後の展望

これまでの展開と今後の展望

- 現段階までで、実データでの運用テストを実施できるまでの作業が概ね完了。年明けから運用テストと機械学習モデル強化を同時に進める予定。
- 本稼働、同業者への紹介を目指し、引き続き発展的作業を継続予定。



考察:「矛盾」や「ゆがみ」が、新たな「価値」を生み出す源泉なのか？

- 本制作は、「おしぼり」が中核資産でありながら、その数値的把握が困難という矛盾を解決するソリューションとなった。
- 日本の中小企業に数多ある「矛盾」や「ゆがみ」が、スマートエスイーの技術を待っている、のかもしれない。

矛盾

- ✓ 主要材料なのに実態がつかめない
- ✓ KPIなのに測定ができていない
- ✓ 主要商流なのに分析ができていない



経営者が未知の技術

- ✓ データ分析、IoT、AI技術
- ✓ 最新のDX手法



新しい
価値？