

深層学習によるレンタルおしぼり回収数の自動推定

堺 康行[†] 鷲崎 弘宜[‡]

堺システム&コンサルティング事務所[†] 早稲田大学基幹理工学部[‡]

1. はじめに

レンタルおしぼり事業者にとって、おしぼり回収数測定は経営上重要な管理項目である。多くの事業者では、配送員が図1のような回収箱内部を目視で確認し、枚数を予測する手法をとる。しかしながら、その予測には熟練度や恣意性混在の問題があり、実際は正確な回収数集計を行うことが困難という課題が存在する。

この課題に対して、本稿では、回収箱上部からのモバイルデバイスによる撮影写真に深層学習を適用し、回収数量を測定するツールを導入することによる解決を提案する。



図1 レンタルおしぼりの回収箱の例

2. 課題とアプローチ

貸出すおしぼりは、相手店舗によっては破棄・紛失・貯込等が発生し、多くの場合で回収数は納品数よりも少なくなる。そのため、おしぼり消失経路を把握・分析の上、適切なプライシングや注意喚起に反映することは、事業者にとって大きな関心事といえる。

しかしながら、現場で回収数を1枚ずつ数えるのは実務上困難であり、また水分含有量が箱により異なるため重量による画一測定も不可能である。加えて配送員の目視による数量測定は、熟練度高低による属人的偏りを生じ、配送員自身が自己成績を考慮すると多く報告するバイアスがかかる。そのため、集計すると納品数より回収数が多いという状況が度々発生する。

以上より、この課題の解決には、回収数に対する客観的基準の導入が求められるといえる。

他方、おしぼり回収現場は、大半の場合回収箱に収まった状態で顧客から返却され、かつ回収箱は同一規格が業界内で広く使用されている。

本稿のアプローチでは、回収箱上部からのモバイルデバイスによる写真撮影により回収数測定を行うが、それを可能とする背景には斯様な状況を基礎としている。また、このアプローチでは、深層学習モデルの出力を客観的・統一的な測定基準と位置づけ、従来の属人的測定から脱却することにより、課題解決を図るものである。

尚、ユースケースとして配送現場で写真撮影を行い、回収数を記録することを想定する。そのため、現場での迅速な推論・記録・送信処理が要求されることから、デバイスはスマートフォンが候補に挙げられる。深層学習の応用により静止画・動画像中の物体を認識する取り組みは数多く存在するが、クラウドや高性能コンピュータを用いずモバイルデバイスのみで隠された部分を含む個数や量、体積を推定する取り組みは限られている。例えば小型カメラで撮影した動画からのゴミ袋個数推定[1]や、空撮静止画からの樹木[2]や車両推定[3]の取り組みがある。しかしこれらは深層学習において一定以上の性能のコンピュータを用いて、現地現場ではなく一定期間をおいた事後における状況確認を主目的としている。対して本稿の扱う状況においては、しばしば通信環境も悪く、クラウドへの接続が困難な可能性のある多様な現場において、モバイルデバイスのみを用いて絞られた対象の個数を推定可能とする点に特徴がある。

3. 深層学習による数量自動推定システム

3-1. ユースケース要求とシステム構成

前述の通りデバイスはスマートフォンが候補である為、試作アプリケーションはiOSで作成。Apple社が提供する機械学習フレームワークCore MLを使用し端末内に深層学習モデルを内部搭載した。これにより、一般に流通するiPhoneに付属するカメラで撮影した画像を用いて、通信を要さず端末内部で推論処理を行うことができ、現場での迅速な推論・登録処理を実現している。図2に試作アプリケーションの画面例、図3に試作アーキテクチャを示す。

3-2. 深層学習モデルに対する要求と構築

前述の通り、測定対象物となるおしぼりは規格統一された箱に格納されている。よって、モデル作成に用いる教師データも、箱に格納した

Automatic estimation of the number of used rental hand towels by deep learning

Sakai Yasuyuki[†], Washizaki Hironori[‡]

[†] Sakai System and Consulting Office

[‡] School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

状態で撮影・収集した。教師データは、約5万枚を撮影し、約3万枚弱を実際の構築に使用した。

また、要求推論精度は、深層学習モデルの導入目的があくまで客観的・統一的な数量測定基準の導入であり、人の目視と比べ優れている必要や、1枚単位の正答の必要はない。概ね20枚程度の誤差に収まれば、当初の目的たる分析に資するデータの収集が可能となる。

最後に、出力は枚数を示すスカラ値である必要がある。そのため深層学習の出力層はフィルタ数1で構成、枚数値が直接出力される形とした。



図2 試作 iOS アプリケーションのキャプチャ。右の画面で推論結果を示している。

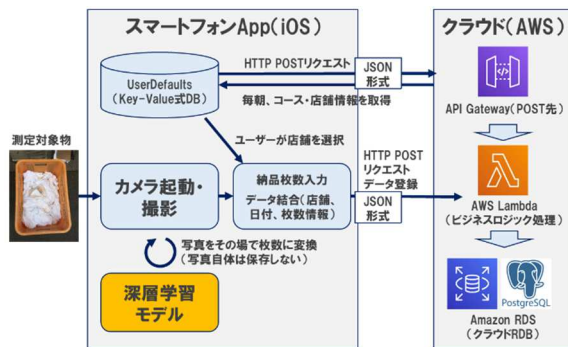


図3 アーキテクチャ概要。深層学習モデルがiOS内にあり推論処理はモバイル内で完結する。

4. 評価実験

4-1 実験環境

教師データとして撮影した写真の内 38,443 枚を選定し、無作為に 5,739 枚 (15%) をテスト用として分離。残り 32,704 枚を学習用データとした。学習用データはそれぞれ上下・左右反転コピーを作成・追加し、合計で3倍量となる98,112枚とした。モデル構築には Python モジュールの Keras を使用した。尚、Keras で作成した深層学習モデルは、前述の Core ML モデルに変換することにより iOS アプリケーションに搭載可能である。

4-2 実験結果及び考察

図4にテストデータに対する推論結果分布を示した。テストデータ全体の95%が20枚以下の誤差範囲に留まる結果を得ている。これは、本アプローチの最終目的である、分析データ収集の観点には見合う精度が得られたことを示している。

また、テストデータの正解おしぼり総枚数に対する誤差おしぼり総枚数の比率はマイナス0.85%であり、個別に誤差は発生しても全体もしくは長期的利用を行った場合、正解枚数に近い水準に収束することが予測された。

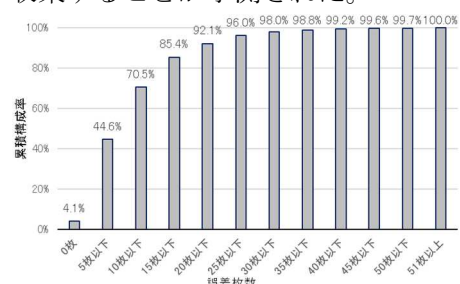


図4 テストデータに対する推論結果の分布

5. おわりに

今回の実験では同一データセット内の推論精度を示したが、現場で撮れる写真は箱外の光景がノイズとなる。そのため、例えば箱の領域を先に認識し、ノイズを除外して推論処理を行うなどの工夫が求められる。その他、おしぼりの1枚あたりの重さ・大きさが違う、上から押されて密度が違うなど細かい調整要件が存在する。個別の工夫により要求に応じていく必要があり、実現場での導入に向けた今後の課題といえる。

謝辞：本研究の一部は、文部科学省令和2年研究拠点形成費補助金（Society5.0に対応した高度技術人材育成事業）、成長分野を支える情報技術人材の育成拠点形成(enPiT)enPiT-Pro「スマートエスイー：スマートシステム&サービス技術の産業連携イノベーション人材育成」（研究代表：早稲田大学）の助成を受けて実施した。

参考文献

- [1] 三上ほか、“深層学習を用いたゴミ収集動画からゴミ袋個数の測定”、人工知能学会全国大会、2018
- [2] 齋藤ほか、“UAV 及び深層学習を用いた植生の自動判別による河道維持管理手法の開発”、水工学論文集第62巻、2018
- [3] 杉本ほか、“Faster R-CNN を用いた空撮画像からの車両検出”、情報処理学会第81回全国大会、2019