

AI とスマートグラスを用いたアナログメーターの読み取り

ソリューション本部

開発四部 梅原 啓

開発一部 宮本 晃一

1. はじめに

人手不足や働き方改革がさげられる昨今、業務の効率化は業種業界を問わず、喫緊の課題となっている。特に現場に赴いての点検作業や、それらをまとめ上げるシステムを紙ベースで行っている現場はいまだ多くあるだろう。

一方で、現場での作業は通信環境が悪く、クラウド上のシステムを使用できないという制約も想定される。

近年、AI モデルを用いたシステムについても、現場での活用が進んでいる。しかし、それらの AI モデルは、GPU やクラウド(サーバー上)での動作環境を前提としており、CPU やローカルの端末で動作を行う場合、その速度や精度に影響が出てくることが考えられる。

本稿では、物体認識として実績のある「YOLO」を中心とした、アナログメーターの読み取りシステムについての取り組みを紹介する。また、前述にもある、通信環境がない場合を想定して、CPUのみを搭載したエッジ端末上での AI モデルの動作を前提とした取り組みも併せて紹介する。

本実験は、株式会社かんでんエンジニアリング (<http://www.kanden-eng.co.jp/>) より委託を受けて実施している。

2. 物体認識手法について

物体認識とは、ある画像の中から、定められた物体についての、位置情報とカテゴリー(クラス)を検出する手法のことであり、その内容として大きく2つのタスクをこなしている。すなわち、「物体検出」と「画像分類」である。

「物体検出」とは、ある画像から特定の物体の画像領域を割り出す行為である。図1では、3つの物体について、背景ではなくそこに物体が存在する、という検出を行っている。

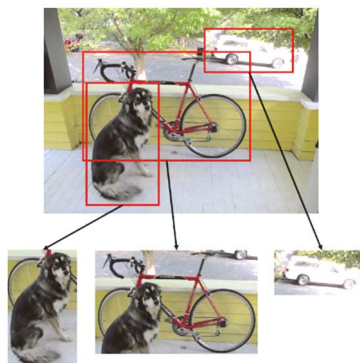


図1 物体検出イメージ

一方、「画像分類」とは、物体検出で認識したそれぞれの画像についての分類(クラス分け)を行うことである。例えば、MNIST¹のような画像分類データセットが存在する。

物体認識は、これら2つの手法を組み合わせることにより、画像の中より、必要とする物体の位置情報を取得することを可能にしている。



図2 画像分類イメージ

従来の手法で同様の処理を考えた場合、「犬」の定義を行わねばならず、かつ「犬」の領域の特定を行う必要があり、非常に難しい処理であった。しかし、この物体認識の様々な手法がディープラーニングの発展とともに確立されてきており、画像処理を行う上で非常に有用な手法となっている。

3. 学習手法について

3.1 YOLO について

YOLO とは「You Look Only Onse」の略で、物体認識として広く知られている手法である。

YOLO の特徴として、2で解説した「物体検出」と「画像分類」を同時に行っており、物体認識の課題の1つであった処理速度の向上を図っている。

YOLO の仕組みについてだが、画像全体を $S \times S$ のグリッドに分割し、各グリッドは B 個のバウンディングボックス (bounding box) と信頼度スコア (confidence) として予測を行っている。また、それぞれのグリッドセルについて、同時に C 個の物体クラスについてそれぞれ条件付きクラス確率を計算する。その後、信頼度スコアと条件付きクラス確率を用いて、物体認識を行っている。

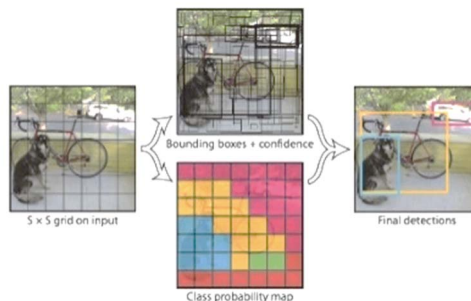


図3 YOLO 処理概要

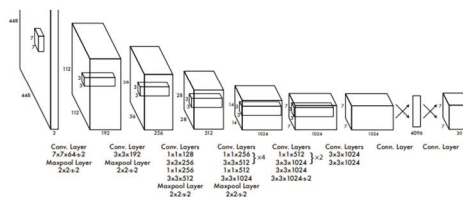


図4 YOLO ネットワーク構造

YOLO については、その後いくつかのバージョンが存在するが、今回の案件においては、当初「YOLO-v3」を用いて物体認識を行っていた。本モデルを GPU も搭載していない、Edge 端末で動かすため、予測に多大な時間がかかる結果となった。

そのため、YOLO の中でも比較的モデル構造を小さくし、処理速度の向上している「Tiny YOLO」を採用している。

3.2 学習データの作成

AI モデルを作成するには、まず学習データを用意する必要がある。物体認識についてもそれは同様である。図 1 の画像で行くと、犬、自転車、車といった物体を含んだ画像を用意し、それらを学習データとすることにより、モデルの作成を行う。今回の、物体認識を行う対象であるアナログメーターを例に具体的に紹介する。

物体検出の学習は、対象となる物体の画像と画像

内での物体の座標データがラベルとなっているデータセットが必要になる。今回の学習用画像はアナログメーター計 143 枚を使用して行った。学習用画像はアナログメーターが画像の中心にくるように予めトリミングを行っている。

座標データのアノテーション(教師データ作成)については「labelimg」というツールで作成した。本ツールは、GUI ベースで画面上に表示した画像にたいして、検出した部分を矩形で囲っていただけで、教師データが作成可能なツールとなっている。

またその他にも、

- 矩形を付与する際に、補助線が表示される
 - 一度出力したファイルを再度編集可能
 - 複数のファイルフォーマットで保存可能
- といった利点もあり、今回採用するに至った。

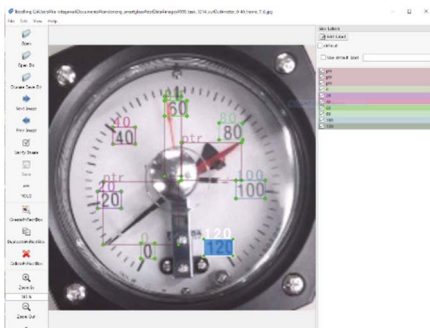


図4 labelimage 動作画面

アノテーションツールについては、本ツール以外にも様々なツールが存在している。また、今回は画像枚数が 140 枚程度と少なかったが、大規模なデータセットの場合、この作業を数万枚に対して行う必要があり、そうした場合のアノテーション作業のコストについては今後の課題と考えられる。

4. 検証方法

4.1 検証目的

本実験はスマートグラスを用いることが 1 つの目的となっている。点検などを行う現場作業の中での取り組みとなるため、一般的に用いられるタブレット型端末やスマートフォンなどは、両手が塞がるため不採用となった。一方で、スマートグラスは両手が塞がらず、また WEB 会議などを通してではあるが、現場と事務所などのリアルタイムでの通信も可能となり、現場作業の効率化が期待できる。

4.2 動作環境

上記の検証目的を踏まえて動作環境としては、dynabook 社製品である Edge 端末「DE100」及び、スマートグラス「AR100」を採用している。本製品の採用メリットは以下である。

- ウェアラブルにより両手が塞がれない
- 視界を全て覆わない安全性
- 非ネットワーク環境での動作
- OS が Windows のためこれまでの資産(excel の作業表)を活かせる

また、AI モデルとともに、スマートグラス専用の UI の開発を行うことにより、これまで紙ベースで作業のチェックを行ってきたものが、すべてデジタル化されるため、報告作業といった、業務全体の効率化にもつながることが期待できる。

表 1 DE100 マシン性能

OS	Windows 10 Pro
CPU	Intel Core m7
GPU	-
メモリ	16GB



図5 撮影風景

4.3 対象とするメーター

本実験において、読取り対象のメインとしたアナログメーターは、丸形のメーターとなっている。すなわち、時計周りに数値が大きくなっていき、それらの数値を指し示す針が複数本存在しているものを指す。



図6 アナログメーターサンプル画像

4.4 撮影環境

本実験において、作業場所は工場といった屋内外を問わない場所である。また、ネットワーク環境が常に存在するわけではない念頭に置いておく必要がある。アナログメーターは非常に多様な場所に設置されているため、スマートグラスで撮影する際には、ある程度の拡大縮小なども必要なことが想定された。



図7 見えにくい为中心にメーターが写っている



図8 反射でメーターが見えにくい

5. 検証結果

5.1 精度について

今回、対象となるアナログメーターには最大3本の針が存在しており、それらを同時に測定する必要がある。また、それぞれの針の精度について1メモリ分程度(メモリの刻みの幅が2場合、真値が10であれば読み取り値が8~12の間の数値となる)を目標としている。そのため、物体認識手法で認識した数値、及び針の複数の組み合わせを用いて、針の値をより精度よく算出するようにロジックを組んでいる。

表2 読み取り画像

針	実値	AI 読み取り値
針 A	23	24
針 B	29	28
針 C	74.5	73



図9 AI による読み取り結果

5. 2 測定速度について

AI モデルの実行環境についても制限がある。本来はクラウド上やサーバー上に AI モデルの実行環境一式を格納し、GPU を用いた環境で実行することにより、高速な動作を保証することができる。しかし、今回は Edge 端末上であり、かつ CPU のみでの動作を前提としている。そのため、一般に公開されている YOLO-v3 を用いた場合、画像解析から数値の算出まで、およそ 10~15 秒程度かかっており、実際の業務を想定した場合、問題となる。そのため、前述の通り、YOLO のバージョンを「Tiny YOLO」に変更し、また内部ロジックを変更することにより、処理速度の向上を図った。その結果、全体でおよそ 0.9 秒程度まで高速化することに成功した。



図10 処理速度比較

5. 3 その他のアナログメーターへの展開

今回メインターゲットとしているアナログメーターは丸形のものとなっているが、今後はその他のメーターにたいしても、新たな AI モデル、及び算出ロジックを用意することで対応を予定している。



図11 カウンター式メーター



図12 温度計

6. AI と連携したシステム開発について

AI を用いてアナログメーターを撮影した画像から、その値の読み取りを行う、という部分については実証実験の領域となっているが、本実験はあくまで現場での使用を想定している。そのため、モデルとの連携を行うシステムの開発も同時に行う必要がある。特に今回注意すべき点としては、Edge 端末である DE100 操作性である。



図 13 DE100

スマートグラス全般に言えることだが、スマートグラス側で操作をする場合、非常に小さな画面でマウスを動かす必要がある。キーボード入力については基本的に実施することは不可能に近いので、その辺りを考慮した設計にする必要がある。従って、今回のUIとしては、本体についている、4方向キーと真ん中のエンターキーの5つのみとしている。また、スマートグラスの特性上、画面が小さくなることは避けがたいため、スマートグラス上で表示する画面や画像は、基本的に全画面表示とし、文字なども大きくすることとした。

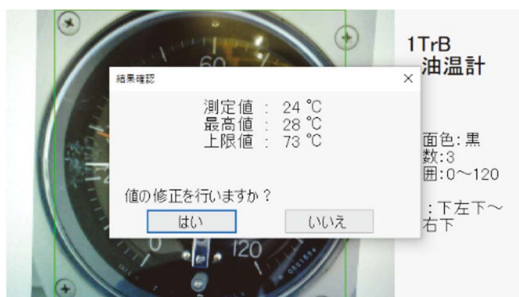


図 14 UI サンプル画面

7. 終わりに

「AI」という単語がひとりあるきし人々に過大な期待を与えてきた時期はすぎつつあり、実際に AI を用いたサービスは続々とリリースされつつある。ただし AI だけで物事が解決するわけではなく、実際の案件や、やりたいことに合わせて、ハードやソフトウェア、AI モデルについて適切な組み合わせを考えていくことにより、より使いやすく、生産性を高めるシステムの構築を目指していきたいと考える。

謝辞

本稿の執筆にあたり、ご協力を頂いた株式会社かんでんエンジニアリング 山本剛様 ならびに関係者各位に深く感謝いたします。

<参考文献>

- 1) 「You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection」 Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi
(Submitted on 8 Jun 2015 (v1), last revised 9 May 2016 (this version, v5))
[\[https://arxiv.org/abs/1506.02640\]](https://arxiv.org/abs/1506.02640)
- 2) 「YOLOv3: An Incremental Improvement」 Joseph Redmon, Ali Farhadi
(Submitted on 8 Apr 2018)
[\[https://arxiv.org/abs/1804.02767\]](https://arxiv.org/abs/1804.02767)

ⁱ 手書きの数字のデータセット