

第 32 回アンケート結果 (抜粋)

一般講演 2 : 「画像認識 AI の学習における現場知見活用の実践的検証」

多数のご意見ご感想ご質問ありがとうございました。

1. 異常検知の分野は「教師なし」でも研究が進んでいるが、それらの手法との比較は行ったのでしょうか？また、マハラノビスの距離で正常と異常の差はなかったのでしょうか？
 - 今回の事例のように、正常画像の取るデータの変動幅に比べて異常画像の特徴が小さい場合、どのような評価尺度で外れ検出をするかが課題です。今回の正常と異常の差は比較的小さく、輝度のマハラノビス距離では分布の差を見出すことはできませんでした。
2. 曲げのバリエーションはたくさん用意されていたのでしょうか？また、知見でどれだけ異常のバリエーションをカバーできるのが課題に思います。
 - 今回の事例は板中央の小さい湾曲の再現ですが、運搬板の位置によって曲率が異なる異常画像を生成しております。記憶や想像を元に異常データを作れるのは画像データの強みですが、未知の異常モードを生成できない課題もあります。
3. Photoshop されたか (加工跡) を見破る学習をしないだろうかと思いました。
4. 模擬異常画像で生成された学習済みモデルは、本物の異常画像に有効なのか知りたいです。加工の検出になっていないのでしょうか？
5. 画像加工に起因するなんらかの不自然性を Deep Learning が特徴として捉えた可能性はありませんでしょうか？
 - 画像加工の痕跡 (輝度分布の非連続性等) の学習は気がかりでした。今回は画像編集ソフトによる視覚的自然性 (輝度の連続) に留意し、畳み込みフィルタサイズでの特徴希釈を多様化の中で実施しました。また、畳み込み 1 層目、2 層目の出力マップに特定の反応領域が発生していないか確認しました。
 - 実設備の異常を判別できるかどうか、現地での試験運用にて確認する必要があると考えております。

6. 異常データの多様性をどのように自動的に作り出すかが課題かと思います。
 - 画像での表現が難しい異常については、現物試験や数値シミュレーション等、他のデータ生成と組み合わせた方法を検討してみたいと思います。

7. 異常のデータが滅多に無いならば、Photoshop で作ってしまおうという発想は斬新だと思いました。
 - 人が人に概念を伝授するときには、誰もが実践している方法なのかもしれません。

8. 実際に現場で使用するには、QMS やシステムの信頼性を高めていくことが重要だと思いました。供用中の設備に安価な AI 技術が今後応用可能になるとは思いますが、自社で開発できるのは素晴らしいと思います。こうした取り組みは、経営層と現場レベルの意識の差をいかに埋めていくのか、というマネジメントも大切だと思います。

9. 画像認識の難しさが推定できました。
 - 今回の事例では、AI が補助的なツールであるという認識に立った上で、いかに実際の現場作業に定着し得るかを念頭におきました。深層学習の理論的な理解を深めつつ、現場の課題と知見を引き出す、新しいアプローチになったと思います。今後もボトムアップで検討を進めたいと思っています。