

2022 年度 卒業研究 & 3年特別プロジェクト 発表会 武尾研究室 [質疑応答記録および修正回答]

2022 年 2 月 2 日 (木曜日) K2-1407 室 10:00~12:20

1. YOLO を用いた汎用的進化型 CAD 開発手法の確立

1912069 伊藤亮哉

2. 乳がんCAD併用読影における画像診断学習システムの提案

1912071 菅原 暉典 1912034 伊藤 湊人

3. Deep Auto Encoderを用いた医用画像からの異常陰影の検出

1912025 廣瀬竣亮 1912055 大井慎太郎 1912061 小原大貴

4. 画質改善処理による乳がんの良悪性鑑別CADの分析と性能向上

1912007 熊生 健吾 1912019 岩切 聖空

5. 診断とCAD性能向上を目的としたESRGANによる医用画像の超高解像度化の検討

1912093 大坂 亮二

6. Deep Auto Encoderを用いた画像圧縮の検討

1912002 山田 祐

【3年特別プロジェクト】 AIによる飲料容器の自動分類

2012061 高井友斗 2012063 佐藤成 2012069 池田泰誠 2012086 甲地洋介 2012089 山口哲平

1. YOLO を用いた汎用的進化型 CAD 開発手法の確立

1912069 伊藤亮哉

Q1：(中山さんから) 病院先にあった CAD に順応するとありますが, これは医者とは異なる観点から診断できるという認識でよろしかったですか.

A1：(うまく回答できなかった.)

A1'：認識としては正しいです. ただ, 医者とは異なる観点というよりかは, もう一人の医者がいるという認識の方が近しいです.

武尾コメント：医師と CAD の判断は完全一致ではなく, 少しずれることがあります (医師が抽出できなかったものを CAD が検出したらい, その逆もある). この違いを狙って両者を併用することでどちらかが抽出していることを狙って見落とし防止を防ごうと考えています. 一方, 順応, 進化とは, CAD が導入先の病院で撮影された画像の徐々にカスタマイズされていくことを言っており, 直接前者とは関係はないです.

Q2：(中津原先生から) 開発手法の確立とあるが, まとめを見るにただ「AI の学習をした」という風にしか見えない. どの点について手法の確立を行ったのか.

A2：YOLO を用いて転移学習をした点, その際のデータなど.

A2'：その点は私の記載不足でした. 今回用いた, CAD の設計からデータ構成方法, 用いる進化方法, シミュレーション方式, すべてが新たな手法という考えで行って行っていました. 一般的な CAD の設計方法, 製作所要時間等の記載をすることで差別化を図るべきでした.

武尾コメント：従来 CAD 向けの AI は, 開発毎に最適な構成の AI を開発していましたが, 今回のような汎用的な AI である YOLO でも同等の性能が得られるならば, 今後部位を広げていっても容易に CAD が開発できるものと思われまます. このことを汎用性が高まり, 医用画像における CAD-AI の開発手法を確立つつあると述べています.

Q1：(高取先生から) 画質の異なる場合, どのように違いがあるのか示してほしかった.

A1：ご意見ありがとうございます. CT の場合ですと, メーカーごとに X 線感回転速度の収集スライス厚の差や画像再構成関数の差, 人ごとでは, 撮影範囲など, 異なる点が多くありますが, 詳細な数値については不明だったため記載しませんでした.

2. 乳がんCAD併用読影における画像診断学習システムの提案

1912071 菅原 暉典 1912034 伊藤 湊人

Q1: (高取先生から) 14人全員が3パターンの実験を行ったのか?

A1: 全員3パターンの実験を行った.

Q2: (高取先生から) 提案型での実験の際に従来型での学習が影響されていないのか?

A2: 学習の経験を忘れてもらうために、各パターン2か月程度期間を空けた。さらに、1回目の実験では14人全員が未学習での読影を行ったが、2回目の実験では従来手法と提案手法を7人ずつ分けて実験を行うことで、それぞれの学習の有無に関わらず性能が向上する事を明確にした。それぞれの学習への影響がないと考えられます.

Q3: (中津原先生から) システム開発においてフィードバック等はあるか?

A3: 大きいモニターでの画像の表示、IDが長いためエラーが起きてしまうのでその修正に苦労しました.

3. Deep Auto Encoderを用いた医用画像からの異常陰影の検出

1912025 廣瀬竣亮 1912055 大井慎太郎 1912061 小原大貴

Q1: (学生から) 医用画像は厳重に守られているのですが学習の精度を上げるにはどうすればいいのでしょうか?

A1: 学習データを編集し、かさ増しすることによって学習の精度が上昇するのですがスライス画像を増やすのではなく撮影人数を増やすことによってより精度上昇が見込めると考えられます。

Q2: (学生から) 潜在変数とはなんですか?

A2: 縦を 1 次元とし、横を 2 次元としたときにオートエンコーダが最終的に特徴を圧縮する次元を設定するものとなっています。

Q3: (中津原先生から) 画像サイズを 64×64 に均一にした理由は何ですか?

A3: 128×128 の画像では差分から周りに余計な差分が生じてしまうため 64×64 に設定しました。

A3': 実験過程から 128×128 では圧縮する過程で最終的な復元サイズを 64×64 に設定させているため差分をとるときに入力と出力のサイズの違いより差分が生じてしまう。また、画像サイズの均一化はオートエンコーダがサイズによる違いの学習ではエラーが生じてしまうため画像全体のサイズは均一化にしている。

Q4: (武尾先生から) ほかの臓器でオートエンコーダを用いるとき構造の良し悪しはありますか?

A4: 同じ臓器でも形状の違いがある場合ではスキップ無しで行ったほうが悪性の再構成精度は上昇すると考えられます。また、形状の違いが無い臓器ではスキップ有りの方が異常検出の結果はよいと考えられました。

Q5: (中山さん) 医用画像はどのように画像を用意できるのか. またどのように増やすのか.

A5: 肝臓は大きい内臓なので一患者につき、たくさんの画像数を用意することができる。

また画像の角度を変えたり上下左右反転させることでかさましを行うことも出る。

Q6: (甲地さん) 着目点とは何か.

A6: がんだと判断して注目した場所です。

Q7: (中津原先生) なぜ画像サイズが 64×64 なのか.

A7: 現状正しく再現できるのが切り取った 64×64 です. ステージが浅いとがんも小さく、再現が難しいです。

A7': 後々画像サイズを大きくしたいと考えています。

Q8: (中津原先生から) なぜ 64×64 ピクセルなのか

A8': 部位によって病変部の大きさによって病変部が再構成されてしまうので小さくする必要がある。

Q9 : (学生から) 医用画像は厳重に守られているため学習の精度を上げるにはどのようにするのか

A9 : 元の画像を回転させたりし, コントラストを上げたり下げたりすることで画像の枚数を増やし精度を上げられると考えられる.

4. 画質改善処理による乳がんの良悪性鑑別CADの分析と性能向上

1912007 熊生 健吾 1912019 岩切 聖空

Q1 : (学生から) デンスブレストデータへの対応とありましたが、具体的にどのように処理内容を変更しましたか？

A1 : 処理内容の変更としては粒状性改善処理のパラメータを変更した。具体的には5段階に分類していた明度を6段階に変更し、明度分布を改良した。また、処理後の明るさの倍率を1.3倍から1.05倍に低減させた。

Q2 : (中津原先生から) デンスブレストにおいて、処理を変えることで精度は向上していましたが逆に検出されなくなってしまう腫瘍はありますか？

A2 : 処理内容が変わるため検出されなくなってしまう腫瘍は存在するが、全体的な精度は向上している。検出されなくなってしまう腫瘍を少なくするために今後改良していく必要があると考える。

Q3 : (高取先生から) デンスブレストに対応する際に、なぜ粒状性改善処理を改良すると精度が向上すると考えたのですか？

A3 : デンスブレストデータが欧米のデータに比べて乳腺密度が高く明度が高いため元の処理では白飛びしてしまっていたため粒状性改善処理を改良すれば精度が向上できると考えたから。

5. 診断とCAD性能向上を目的としたESRGANによる医用画像の超高解像度化の検討

1912093 大坂 亮二

Q1: (甲地君から)合成痕はPPTでは縦だったが横でも生じるのか.

A1: その通りです.

Q2: (高取先生から)画像を分割した理由は、ハード面での問題なのかソフト面での問題なのか.

A2: 今回 256×256 での分割をした際にハードウェアに問題が生じた。(主にGPUのメモリ不足)

A2': (上記に加え)ソフト面での問題もあると考える.主にプログラムを起動した際に使用するメモリの量の分布がどのようになっているのかを詳細には把握できておらず,削減する方法が画像を数千枚削減することくらいのみでの対策しか行えていない.

Q1: (高取先生から)メモリ不足の対策として,パッとだが 256×256 で厳しいのであれば, 64×64 と4等分して,処理の軽減が思いつく.

A1: 更に細かいサイズに細分する等して対策するべきであると考えています.

6. Deep Auto Encoderを用いた画像圧縮の検討

1912002 山田 祐

Q1 : (学生から) 処理速度が速くなっていけば, その点は成果があったと言えるのではないか?

A1 : 圧縮から伸長する, という流れで考えると, JPEG や JPEG2000 よりも時間がかかる.

A1' : JPEG や JPEG2000 の圧縮よりも時間がかかっているため, 処理速度においても成果があったと考えるのは難しい.

Q2 : (中津原先生から) 圧縮率 1/4 で悲惨な結果になったと気づいたのはいつか. また, 新たな手法を提案したのはいつか.

A2 : 結果が出たのは秋ごろ. また, 新たな手法を提案したのは冬ごろ.

A2' : (補足) そもそも実験で使用する画像を探すのが遅くなってしまった. そのため, 本研究の実質的なスタートが遅くなってしまったことが全体的な要因と考えている.

Q3 : (高取先生から) PSNR について具体的にどのような計算をしたのか教えてください.

A3 : プログラムで計算したため, 具体的な MSE の値などはわかっていない.

G3 : PSNR についてより具体的な説明ができるとよいと思いました.

武尾コメント : 2つの画像の画素間の差分値の二乗誤差平均 (MSE) から PSNR は計算されます. 片方を原画像とした場合, もう一つの画像が原画像をどれだけ忠実に復元したのかを MSE の観点で計測しています. ただし, 注意する点は必ずしも画質と比例しているとは限らないことです. あくまでも画質を示す一つの指標であって, 最終的には人による視覚評価で判断することが大切です.

【3年特別プロジェクト】 AIによる飲料容器の自動分類

2012061 高井友斗 2012063 佐藤成 2012069 池田泰誠 2012086 甲地洋介 2012089 山口哲平

Q1：(学生から) どのようにAIを活用すれば、ごみ処理場の人の力ではなく、飲料容器の分別を行うことができますか？

A1：私たち学生の方ではどのような種類のAIを活用すれば精度が高くなることまでしかなかったが、ごみ処理場に私たちが研究したAIを搭載したカメラを設置することにより、そのカメラに写っている飲料容器を判別し、流量や重さなどで分別することができる。

Q2：(中津原先生から) 今回の研究対象の画像は飲料容器だったが、これから卒業研究を行う上でどのような画像の研究を行いたいと思っていますか？

A2：ご意見ありがとうございます。5人全員がこのまま研究を引き継ぐとは限りませんが、例えば、がん患者の医療画像の判別、人間の顔の判別、植物(キノコ)の判別、天気画像の判別、車の搭載カメラからの人や物の判別などを行っていきたいと考えています。

Q3：(学生から) 大阪のごみ処理場で写っている画像は複数の飲料容器ですが、AIで判別した画像は単体で写っている飲料容器か、複数の飲料容器が写っている画像ですか？

A3：今回の研究では単体の画像で判別した。単体の画像を様々な角度や形、背景などをAIに判別させることで、複数の飲料容器が写っている画像にも応用できると考えられる。

審査の先生方をはじめとして、活発な質疑、議論、コメントや意見をくださった会場の皆様に感謝申し上げます。

武尾英哉