

Deep Learning for Health Informatics

Daniele Rav`ı, Charence Wong, Fani Deligianni, Melissa Berthelot, Javier Andreu-Perez, Benny Lo,
and Guang-Zhong Yang, *Fellow, IEEE*

7月22日

B4 横尾 健太郎

概要

健康情報学でDeep Learningを採用して研究の包括的な最新のレビューを示し、相対的なメリットと潜在的な落とし穴の分析、将来の見通しについて説明する。

CNN(畳み込みニューラルネットワーク)は、健康情報学に大きな影響を与えている。

CNNなどの行列式や畳み込みなどの密行列を含む一般的な代数演算をGPUに転送することで高度に並列化処理を行う。

このような計算リソースがなければトレーニングに時間がかかってしまう。

II ,From PERCEPTRON TO Deep Learning

パーセプトロンとは、ニューラルネットワークの一種で、形式ニューロンを複数用いてネットワーク状に接続したものであり、機械学習の元祖でもある。

各ニューロンは、相互接続されたニューロンからの電流の注入によって刺激され電圧が制限を超えると活動電位が生成される。

この問題を解決するために一つ以上の非表示のNNパーセプトロンの層が導入された。

DNN(Deep Neural Network)

DNNは教師ありおよび教師なし学習方法でトレーニングできる。

教師ありの場合

ラベル付きデータを使用してDNNをトレーニングし、エラーを最小化して重み付けを学習して分類または回帰のターゲット値を予測できる。

教師なしの場合

クラスタリング、特徴抽出、または次元削減に使用され、ラベル付きデータを必要とせずにトレーニングを実行することができる。

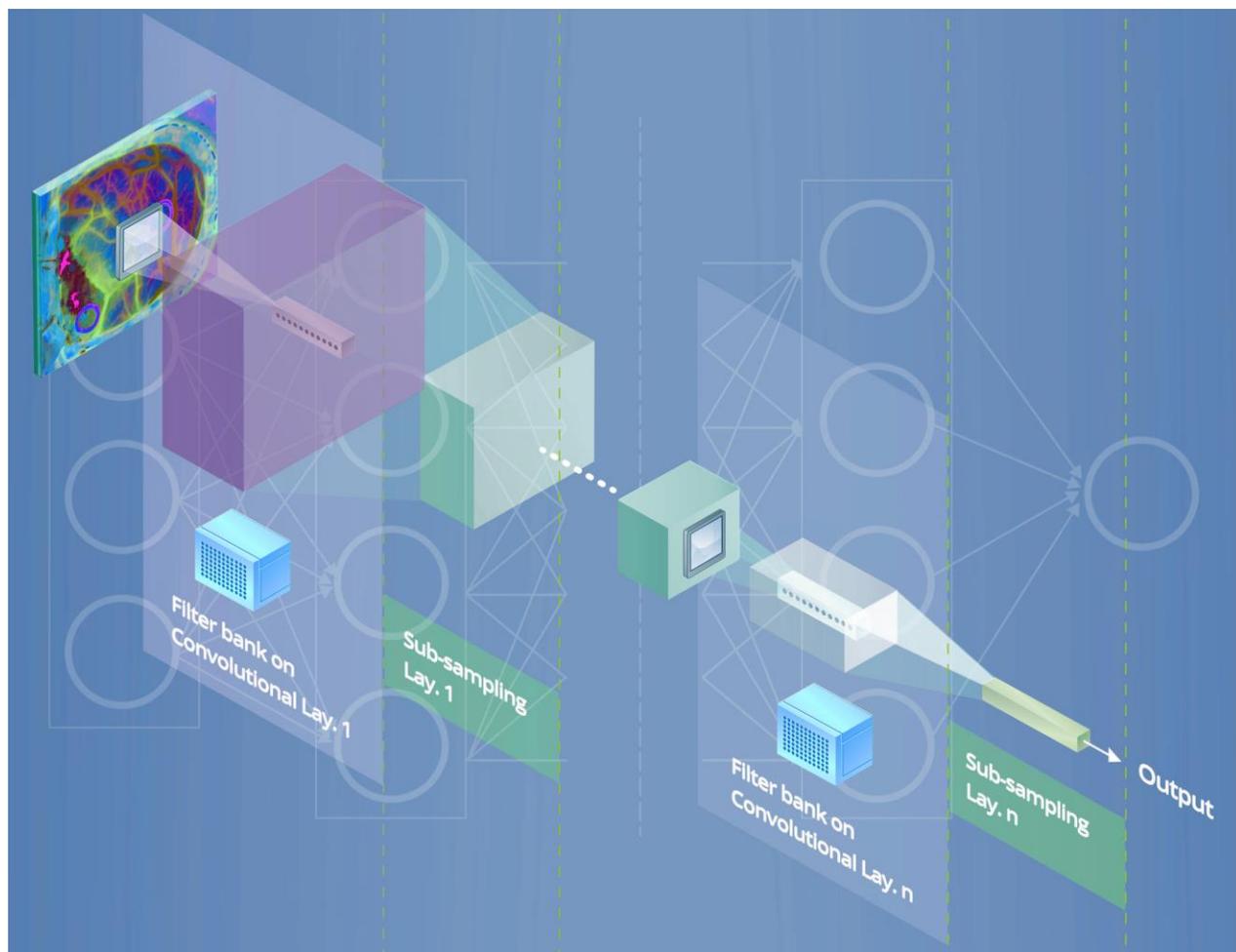
Convolutional Neural Network

画像データを分析するのに最も適したネットワークである。

CNNの利点

バックプロパゲーション中に、ネットワークがフィルターの一つのインスタンスと同じ数のパラメーターを調整する必要がある。これにより、通常のNNアーキテクチャからの接続が大幅に削減される。

CNNの構成



- 入力画像は、幾つかの小さなフィルターを使用して畳み込まれる
- 畳み込まれた出力画像の出力がサブサンプリング
- サブサンプリングされた出力画像が新たな入力画像とみなされて、高レベルの特徴が抽出されるまで繰り返す。

III, Application

- 医療用画像

自動医療画像分析は現代医学にとって非常に重要である。

この画像分析においてCNNが最も適したNNであることが分かる。

- Medical Informatics

医療意思決定支援システムの強化と開発、または医療サービスの品質保証とアクセサビリティの両方のための医療データを評価する。

- 医用画像のディープラーニングは、オブジェクトの機能の自動検出と機能階層と相互作用の自動探索を提供します。このようにして、比較的単純なトレーニングプロセスと体系的なパフォーマンスチューニングを使用して、ディープラーニングアプローチを最先端技術よりも向上させることができる。

しかし、ディープラーニングでは、疾患の検出と分類のアプローチを成功させるために、ラベル付けされた大規模なデータセットを利用できる必要がある。

画像データセットに注釈を付けるのは、通常医師が非常に時間とコストがかかるプロセスです。現在、非専門家を利用して注釈付きデータセットの数を増やすかどうか多く議論されている。

Medical Informaticsにおける問題

- 長さの変化
- 学習が複雑
- 従来の機械学習アプローチでは、大規模な非構造データセットにスケールアップできません。
- 結果の解釈可能性の欠如は、臨床現場での方法の適応を妨げる。

IV, Deep Learning in Healthcare Limitations and Challenges

Deep Learningは、従来の機械学習アプローチよりも大幅な改善をもたらすが医者からの信頼度は低い。

医者からの質問が未解決であり、Deep Learningについての潜在的な問題がある。

- ①信頼性のある効果的なモデルをトレーニングするには、大量のトレーニングデータが必要。
- ②多くのDNNが簡単に騙される可能性がある。
- ③データの適切な前処理とハイパーパラメーターの最適なセットを見つけるのは難しい。

①DNNのトレーニング中に過剰適合というネットワーク内のパラメータ数がトレーニングセット内のサンプルの総数に比例する場合に起こる問題が発生する可能性がある。

②入力サンプルに小さな変更を追加して、サンプルを誤って分類する可能性がある。

機械学習モデルはこのような影響を受けやすい

③トレーニングプロセスが長くなり、効果的な分類モデルができない場合、かなりのトレーニングリソースと人間の専門知識が必要になる。

- 最終的

人間と機械の共生可能になると考えられる。

より多くのデータが利用可能になるとDeep Learning Systemは進化し、人間の解釈が困難な場所に提供できる。

これにより、病気の診断がより速く、スマートになり意思決定プロセスの不確実性を減らすことができる。

結論

Deep Learningは機械学習とパターン認識の中心的な位置を占めている

Deep Learningと人工知能を組み合わせた推論により、臨床意思決定支援システムの信頼性向上が見込めるが、患者の臨床データは入手に困難である。

Deep Learningを医療情報学に対しての特効薬とみなすべきではない。

実際に、ディープラーニングをフルパフォーマンスで実行するために必要な大量のトレーニングデータと計算リソースが、少ないリソース、少ないパラメータ化、チューニング、及び高い解釈可能性で近いパフォーマンスを生み出す可能性がある他の高速学習アルゴリズムを検討する価値があるのかまだ疑問である。

これらより、ディープラーニングはコプロセッサによって可能になった並列処理における最新の進歩の真の統合からのNNとコネクショニズムのポジティブな復活を提供したと結論付けることが可能。

Deep Learningを中心に健康情報学の研究を行うと計算リソースを意識して使用するアルゴリズムの開発が遅くなる。