

Q1[匿名] 引き算型の抑制の場合、入力にかすれがあった際に出力が弱くならないのでしょうか？

ご指摘のように、引き算型の抑制の場合には、かすれがある箇所での出力は小さくなります。背景にノイズがない場合には、かすれがあっても信号が弱くなっている箇所にも対処できる割り算型抑制のほうが良い場合もあります。初期のネオコグニトロンでは、入力が小さいときには割り算型になり、入力が大きくなると引算型になるような特性を持った S 細胞を用いていました。

K. Fukushima: "Analysis of the process of visual pattern recognition by the neocognitron",
Neural Networks, 2[6], pp. 413-420 (1989).

ノイズとかすれの両方がある場合には、初期のネオコグニトロンで用いていたこのような S 細胞の使用を再考してもいいかと思います。

Q2[石田泰之] 貴重なご講演ありがとうございました。ネオコグニトロンの学習において、閾値 θ は重要な要素だと思います。この閾値 θ はどのように決定される数値なのでしょう。

特徴（ベクトル）空間内で、細胞が一様に分布することを目的に細胞を発生させますが、閾値 θ は、その時に発生する細胞の分布密度を定めることになります。入力パターンに含まれるノイズ（例えば紙に描かれた直線の震えの度合い）などによって最適値が変わる可能性もあるので、ある程度経験的に定めているところもあります。

Q3[匿名] CNN は細胞数固定とありましたが、EfficientNet のように深さと広さを効率的に調整したものも細胞数固定と考えるのでしょうか

CNN は細胞数固定というのは、多くの人が用いている CNN について述べたもので、Add-if-Silent 則を用いたネオコグニトロンも、EfficientNet と同じような方向を目指していると言えるのではないかと思います。

(注) Tan, Mingxing, and Quoc V. Le. "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks." arXiv preprint arXiv:1905.11946 (2019).

Q4[島田弘基] モデルサイズについての質問です。近年は GPT-3 など、非常に巨大なモデルが良い性能を出していますが、ネオコグニトロンの場合は、Add-in-Silent により必要に応じて細胞が追加されていくとのことでした。ネオコグニトロンは GPT-3 などと比較して、同じ性能のモデルをより小さく、効率的に学習できるのでしょうか？ 可能性だけでも意見をいただけますと幸いです。

GPT-3 と比較してみたことはありませんが、ネオコグニトロンの方が少ないデータで効率的に学習して、より小さいモデルを自動構成できると感じています。

Q5[匿名] Int-n（n は全部）とすると、部分空間法になるのではないのでしょうか？

Int-m では、空間全体を見るのではなく、そこに含まれる m 個のベクトルで形成される超平面までの距離を測っています。あらゆる組み合わせの m 個のベクトルで形成される超平面に対して距離を測るという意味で、両者は少し違いがあります。

Q6[匿名] 内挿ベクトル法と k 近傍法の違いは何でしょうか

Int-k の場合は、k 個のベクトルのあらゆる組み合わせに対して内挿ベクトルを計算しています。k 近傍法のように、最も近い k 個のベクトルだけに注目するものではありません。そのため、k が大きくなると、比較すべき内挿ベクトルの数が多くなり、演算コストが大きくなるという欠点がありますが、k 近傍法よりも遙かに高い認識率を得ることが出来ます。

Q7[廣瀬明] Selective attention などの backward (top down) 処理に関連して伺います。最近の Deep Learning などでは、よく、「判断の根拠が説明可能なニューラルネットワークが望まれる」と言われることが多いかと思います。先生の backward 処理は、判断の根拠を示しているように（私は）感じます。この点に関する先生のお考えをお聞かせいただけますと幸いです。

私の性格として、内容を理解・説明できない手法は使いたくないと感じています。そのため、新しい方式を考える場合にも、それが何を意味しているかを説明できるまで考えて、自分で納得できてから用いるようにしています。

Q8[綿貫理明] 40 年前、音声認識はハードウェア演算能力が制限となっておりました。深層学習／認識では、高速演算のハードウェアに関してどのように工夫されましたでしょうか。

当時は、音声信号に対する実験では、基底膜による周波数分析など入力に近い箇所に関しては、コンピュータシミュレーションではなく、マイクで拾った音声（アナログ）信号を直接扱える専用の電気回路を作成して用いたこともありました。ネオコグニトロンに関しては、実際の音声信号を用いるのが難しいために、基底膜の出力を模擬して人工的に作成した信号をコンピュータの入力としてシミュレーションを行なったこともあります。

音声以外の信号を対象とした一般の深層学習についても、現在は自宅で研究を進めているので、シミュレーション実験に使えるハードウェアはデスクトップの Windows PC だけです。シミュレーション実験も、この環境で出来る範囲で行なわざるを得ず、演算コストを減らすことも一つの大きな目標として研究を進めています。そのため、ネオコグニトロンに関しても、認識率を犠牲にせずに演算量を減らす手法をいくつか提唱しています。

Q9[篠崎隆宏] 心理学の知見は、どのような形で工学的な理解に役立ちそうですか？今現在で、関連した取り組みにはどのようなものがありますか。

脳の神経回路や情報処理の原理を調べる手法として、心理学実験は、神経生理学と並び、有効な手段です。得られた知見は、人工神経回路設計のための大きなヒントになります。

Q10[黒川弘章] 長い間第一線で活躍され、ネオコグニトロンという大きな成果を育て上げて来られた先生が研究の中で心がけていたことを教えてください。合わせて、若手の研究者やこれから研究者を目指す学生に向けたアドバイスがあればお願いします。

自分が目的とする研究に直接関係すると思われる事項を調べることはもちろん必要ですが、その周辺領域の情報を広く知ること、それに劣らず有効です。私は以前、脳の視覚情報処理に関する図書を執筆したことがあります。本を書くとなると、自分が直接関心を持っている事項だけではなく、その周辺領域の知見も紹介することが必要になります。そのために必要に迫られて調べた周辺領域の情報が、新しいアイデアを生むための大きなヒントになったことが幾度もありました。