- title: Using goal-driven deep learning models to understand sensory cortex
- year: 2016
- author: Daniel L K Yamins and James J DiCarlo
- journal: Nature Neuroscience
- volumne: 19
- Number: 3
- pages: 356-365

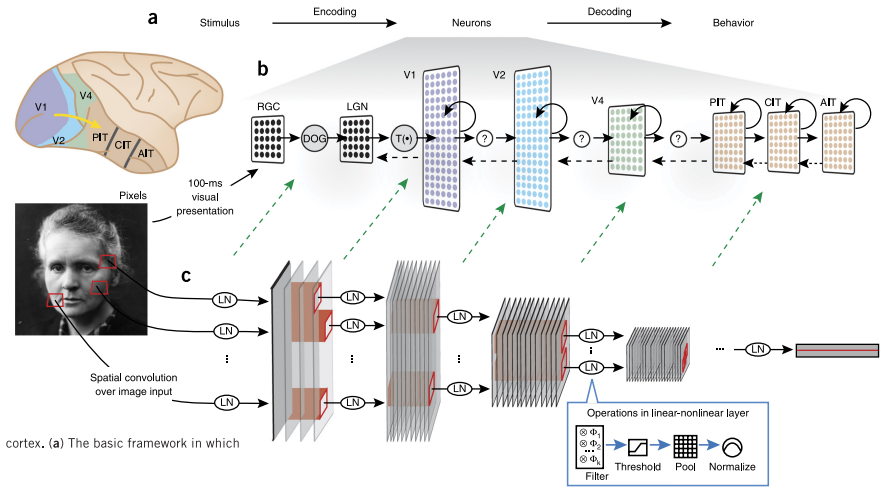

# ゴール駆動型深層学習モデルを用いた感覚皮質の理解


## 要旨

コンピュータビジョンや人工知能の分野における技術革新を背景に、 計算論的神経科学の分野では、 ゴール駆動型の階層型畳み込みニューラルネットワーク (HCNN) を用いて、 高次視覚皮質領域における神経の単一ユニットおよび集団反応のモデル化が進展している。 この展望では、 最近の進歩をより広範なモデリングの文脈でレビューし、 それを支えた主要な技術革新について説明する。 そして、 ゴール駆動型 HCNN のアプローチが、 感覚皮質処理の発達と組織化をより深く理解するためにどのように利用できるかを説明する。


# 1. 感覚皮質のモデルに何を期待すべきか？

脳は、 入力された感覚データを、 宿主である生物の行動上の必要性に応じて、 積極的に再構成する (図1a)。 人間の視覚では、 網膜からの入力が物体中心の豊かな情景に変換される。 人間の聴覚では、 音波が言葉や文章に変換される。 問題の核心は、 感覚入力空間の自然な軸 (例えば、 光受容体や有毛細胞の電位) が、 行動に関連する高レベルの構成要素が変化する軸とうまく整合していないことである。 例えば、 視覚データでは、 物体の移動、 回転、 奥行き方向の動き、 変形、 照明の変化などにより、 元の入力空間 (網膜) に複雑な非線形変化が生じる。 逆に、 生態学的には全く異なる 2 つの物体 (例えば、 異なる個人の顔) の画像が、 画素空間では非常に近い位置にあることもある。 このように、 行動に関連する次元は入力空間に「絡み合って」おり、 脳はその絡み合いを解きほぐさなければならない(1, 2)。




cortex. (a) The basic framework in which

図1 感覚皮質のモデルとしてのHCNN。 (a) 感覚野を研究する基本的な枠組みは、 刺激が神経活動のパターンに変換される過程である「符号化」と、 神経活動が行動を生み出す過程である「復号化」である。 HCNN は、 刺激が脳内で測定された神経反応にマッピングされるという、符号化ステップのモデルを作るのに使われている。 (b) 腹側視覚経路は、 最も包括的に研究されている感覚カスケードである。 感覚カスケードは、 一連の皮質脳領域の連結で構成されている (マカクサルの脳を示す)。 PIT は後下側頭皮質。 CIT 中央。 AIT 前部。 RGC 網膜神経節細胞。 LGN 外側膝状核。 DoG, ガウシアン差分モデル。 T() 変換。 (c) HCNN は多層構造のニューラルネットワークで、 各層はフィルタリング、 閾値、 プーリング、 正規化などの単純な演算を LN (Linear-Nonlinear) で組み合わせて構成されている。 各層のフィルターバンクは、 シナプスの強さに類似した重みのセットで構成されている。 フィルターバンクの各フィルターは、 異なる周波数と方向性を持つガボールウェーブレットに類似した、 明確なテンプレートに対応している。 層内の演算は、 入力内の空間的なパッチに局所的に適用され、 単純で限られたサイズの受容野 (赤枠) に対応する。 複数の層を構成することで、 元の入力刺激が複雑な非線形変換を受けることになる。 各層では、 レチノピーが減少し、有効な受容野サイズが増加する。 HCNN は、 腹側視覚経路のモデルに適した候補である。 HCNN は、 定義上、 画像計算可能であり、 任意の入力画像に対する応答を生成することができる。 HCNN はまた、 マッピング可能である。 つまり、 腹側視覚経路の観測可能な構造と、 コンポーネントごとに自然に識別できる。 また、 パラメータが正しく選択されていれば、 予測可能である。 つまり、ネットワーク内の各層は、 モデルが構築された領域の外にある大規模なクラスの刺激に対する神経応答パターンを記述する。

大脳皮質の感覚システムは、 解剖学的に区別されながらもつながっている一連の領域 (3,4)で構成されていること(図1b) と、 刺激変化後の最初の 100 msにおける神経活動の初期波は、 その一連の領域に沿ってカスケードのように展開すること (2) という、 2 つの基本的な経験則がある。 カスケードの個々のステージでは、 入力の加重線形和や、 活性化閾値や競合正規化などの非線形性など、 非常に単純な神経演算が行われる(5)。 しかし、 単純なステージを直列に適用すると、 複雑な非線形変換が生じることがある(6)。 もともとの入力のもつれが非常に非線形であるため、 もつれを解くプロセスも非常に非線形でなければならない。

脳のニューラルネットワークが計算できる非線形変換の可能性は膨大である。 感覚システムを理解する上での大きな課題は、 システムの識別である。 つまり、 真の生体回路がどのような変換を行っているのかを特定することである。 神経伝達関数の概要 (受容野の特徴など) を把握することは有用だが (7)、 このシステム同定の問題を解決するには、 最終的には符号化モデルを作成する必要がある。 すなわち、 任意の刺激 (例えば、 任意の画素地図) を入力し、 その刺激に対する神経反応を正しく予測して出力するアルゴリズムである。 モデルは、 厳選されたニューロンで確認された狭い現象を、 高度に制御された単純な刺激に対してのみ定義して説明するだけのものではない(8,9)。 任意の刺激で動作することと、 ある領域内のすべてのニューロンの反応を定量的に予測することは、 感覚領域のモデルが満たすべき 2 つの中核的な基準である (ボックス 1 参照)。

Box 1 感覚的なエンコーディングモデルの最低限の基準

我々は， 感覚皮質システムの符号化モデルが満たすべき 3 つの基準を特定する。 刺激の計算可能：モデルは対象とする一般的な刺激領域内の任意の刺激を受け入れるべきである。 対応付け可能性：モデルの構成要素が， 実験的に定義可能な神経系の構成要素に対応していること。 予測可能性： モデルのユニットは， マッピングされた各領域内の任意に選択されたニューロンについて， 刺激ごとの反応を詳細に予測する必要がある。 これらの基準は時に相反することがある。 最も細かい粒度でのマッピング可能性にこだわると， 複雑な実世界の刺激に対して実際に機能するモデルの特定を妨げる可能性がある。 簡略化された文脈で神経回路の接続性の詳細なモデルを求めることは重要だが， そのようなモデルが全体として， 実世界の刺激に対する神経反応の正確な予測につながらなければ， 低レベルの妥当性の有用性は限られてしまう。

## 2. 階層型畳み込みニューラルネットワーク

Hubel と Wiesel (10) の画期的な研究に始まり， 視覚システム神経科学の研究は， 脳が階層的に組織された一連の皮質領域， 腹側視覚路を介して不変の物体認識行動を生成することを示してき (2)。 Hubel と Wiesel のアイデアを一般化して， 生物学的にインスパイアされたニューラルネットワークを構築した研究者も数多くいる (例えば， 文献 11-15)。 やがて， これらのモデルは， HCNN と呼ばれる， より一般的なクラスの計算アーキテクチャの例であることがわかってきた(16)。 HCNNは， 感覚入力に繰り返される単純な神経回路モチーフを含む層を積み重ね， それらの層を直列に構成する。 各層は単純だが， このような層で構成された深いネットワークは， 入力データの複雑な変換を計算する。 これは腹側経路で生成される変換に類似している。

## 3. HCNN の各層に含まれるモチーフ

HCNN の 1 つの層を構成する具体的な演算は， 広く観察されている LN (linear-onlinear) 神経モチーフ (5) にヒントを得ている。 これらの演算 (図1c) には，

- (i) 入力刺激の局所的なパッチと一連のテンプレートとのドット積をとる線形演算であるフィルタリング，
- (ii) 点ごとの非線形演算である活性化 (典型的には， 整流された線形閾値またはシグモイド)，
- (iii) 非線形の集約演算であるプーリング (典型的には， 局所的な値の平均または最大値) ，
- (iv) 単一の HCN 層を構成する具体的な演算が含まれる(13)
- (iv) 分割正規化: 出力値を標準的な範囲に補正する(17) すべての HCNN がこれらの演算をこの順番で使用しているわけではないが， ほとんどが似通っている。 すべての基本的な演算は， HCNN の 1 つの層に存在し， その層は， 通常， 1 つの皮質領域にマッピングされる。

神経の受容野と同様， HCNN のすべての演算は， 入力の空間的広がりよりも小さい固定サイズの入力領域に， 局所的に適用される (図1c)。 例えば， 256×256 画素の画像の場合， 1 つの層の受容野は 7×7 画素になります。 このように空間的に重なり合っているため， フィルタリングやプーリングの操作は一般的に「ストライド」と呼ばれ， 各空間次元のほんの一部の位置でのみ出力が保持される。 画像の畳み込みでストライドが 2 の場合， 2 行目と 2 列目をスキップすることになる。

HCNN では， フィルタリングは畳み込み重み共有によって実装されており， すべての空間位置で同じフィルタテンプレートが適用される。 すべての場所で同じ演算が適用されるので， 出力の空間的変化は， 入力刺激の空間的変化に完全に起因する。 脳が文字通り重み付けを行っているとは思えない。 腹側視覚路や他の感覚皮質の生理学的性質から， 共有テンプレートが保存される単一のマスターロケーションの存在は否定されているようである。 しかし， 世界の自然な視覚 (または聴覚) 統計は， それ自体が空間 (または時間) においてほとんど変化しないので， 脳内の経験に基づく学習プロセスは， 異なる空間 (または時間) 位置の重みを収束させる傾向があるはずである。 したがって， 共有された重みは， 少なくとも中心視野内では， 脳の視覚システムを合理的に近似していると考えられる。 実際の視覚システムには強い焦点バイアスがあり， 不均一な受容野密度をより現実的に扱うことで， モデルの神経データへの適合性が向上するかもしれない。

## 4. スタッキングによるディープネットワーク

畳み込み層の出力は， 入力と同じ空間配置を持つため， ある層の出力を別の層に入力することができる。 そのため， HCNN を積み重ねることで， 深いネットワークを構築することができる (図1c)。 1 つの層のユニットが見る局所的な場の大きさは固定されていて小さいが， 元の入力に対する有効な受容野の大きさは， 層を重ねるごとに大きくなる。 これは経験的な観察結果と一致する (4)。 しかし， 各層で使用されるフィルターテンプレートの数は， 通常増加する。 しかし， 各層で使用されるフィルターテンプレートの数は一般的に増加し， 広く浅い層から深く狭い層へと次元が変化していく (図1c)。 多くの層を重ねると， 出力の空間成分が減少して畳み込みが意味をなさなくなるため， 1 つ以上の完全連結層を用いてネットワークを拡張するのが一般的である。 例えば， 複数の視覚カテゴリーのそれぞれについて， 入力画像にそのカテゴリーの物体が含まれている可能性を 1 つの出力ユニットで表現することができる。

## 5. パラメータ化されたモデル群としての HCNN

HCNN は単一のモデルではなく， パラメータ化されたモデル群である。 HCNN の特徴は以下の通りである。

- ネットワークに含まれる層の数を含む離散的なアーキテクチャ・パラメータと， 各層について，フィルタ・テンプレートの数， 各フィルタリング， プーリング， 正規化操作の局所的な半径， プーリングの種類を指定する離散的なパラメータ， かつ HCNN の実装に必要なその他の選択肢を指定する。
- 畳み込み層と完全連結層のフィルタの重みを指定する連続フィルタのパラメータ。

パラメータの選択は， 一見すると些細なことのように思えるが， 微妙なパラメータの違いが， 認識課題におけるネットワークの成績や， ニューラルデータとのマッチングに劇的な影響を与える (15,18)。

ボックス1 で述べた最小限のモデル基準があれば， 重要な目標は， 層が対象となる皮質システム内の異なる領域(例えば， 腹側経路の異なる領域) に対応し， それらの領域の反応パターンを正確に予測する単一の HCNN パラメータ設定を特定することである (ボックス2)。

Box 2 モデルと神経感覚システムのマッピング

人工ニューラルネットワークを実際のニューロンにマッピングするにはどうすればよいのか。神経の詳細レベルに応じて，いくつかのアプローチが可能である。

**タスク情報の一貫性** 最も粗いレベルでは， モデルがシステムに類似しているかどうかの有用な指標は， 潜在的な行動課題をサポートするために利用可能な明示的に復号可能な情報のパターンの一貫性である。 この方法では， モデルの「ニューロン」集団と， 記録されたニューロン集団を， 高レベルの課題 (例えば， 物体認識、顔識別など) のバッテリーについて， 同一の復号化方法で分析する。 必須ではないが， 線形分類器や線形回帰器 (1,32,63,64) などの単純な復号化を使用することは， 下流の復号化回路を仮想的に具現化する上で有用である (65, 66)。 このようにして， モデルと神経集団の両方に応答選択のパターンを生成する。 これらのパターンは， 粗い粒度 (例えば， 課題ごとの精度レベル (32)) ま

たは細かい粒度 (刺激ごとの反応の一貫性) で互いに比較される。 このアプローチは、 モデルとニューロンの両方を、 動物や人間の被験者から得られた行動測定値と比較することができるため、 ニューロン集団と行動の関連性に自然に結びつくことを指摘しておく(32)。 行動に最も直結していると考えられる神経領域 (例えば、 視覚の場合は IT) と、 その領域の計算モデルの両方が、 それらの行動パターンと高い整合性を示す必要がある(32)。

**母集団の表現の類似性** もう 1 つの母集団レベルの指標として、 表現の類似性分析 (29,35) がある。 この分析では、 2 つの表現 (実際のニューロンの表現とモデルの表現) を、 対となる刺激の相関行列で特徴づける(図2d)。 この行列は、 与えられた刺激のセットに対して、 表現が「考える」刺激の各対がどれだけ離れているかを表している。 実際の神経集団の表現がそうであるように、 モデルが刺激のペアを互いに近い (または遠い) ものとして扱う場合、 モデルは神経表現に似ていると判断される。

**シングルユニットの応答予測性** モデルのニューロンへのより詳細なマッピングとして、 シングルユニットの線形神経応答予測性がある (33)。 この考え方は、 簡単な思考実験で理解することができる。 例えば、 2 匹の動物のある脳領域のすべてのニューロンの測定値があるとする。 ソース動物とターゲット動物です。 ソースのニューロンとターゲットのニューロンをどのようにマッピングするだろうか？ 多くの脳領域 (例えば、 V4 や IT など) では、 動物間のユニットの正確な一対一のマッピングはないかもしれない。 しかし、 2 つの動物の領域は、 線形変換までは同じ (または非常に似ている) と考えるのが妥当である。 例えば、 ターゲットの動物のユニットは、 ソースの動物の (少数の) ユニットのほぼ線形結合であると考えられる。 工学的に言えば、 2 つの動物は感覚表現の「等価ベース」であると言える。 (もしマッピングが非線形でなければならないとしたら、 そもそも 2 つの領域が動物間で同じであるかどうかが問題となる)。 マッピングを行うということは、 実質的には、 正しい線形の組み合わせを特定するという問題になる。 同様の考え方で、 モデル層のユニットと脳領域のニューロンを対応させることができる。 具体的には、 経験的に測定された各ニューロンを、 モデル層のユニットからの線形回帰の対象として扱う。 目標は、 モデルユニットの線形結合を見つけて、 元々の対象となる実在のニューロンと同じ応答パターンを確実に持つ「合成ニューロン」を作り出すことである:

find $c_i, i\in\left{1,\ldots,n\right}$ such that:

$$r(x) \simeq r_{synth}(x) = \sum_j c_j m_j(x)$$

ここで、 $r(x)$ は刺激 $x$ に対するニューロン $r$ の応答、 $m_i(x)$ は $i$ 番目のモデルユニット (固定されたモデル層) の応答である。 $r_{synth}$ の精度は, 係数 $c_i$ の同定に使用されていない新しい刺激に対する $r$ の説明された分散（$R^2$）として測定される。 理想的には、 非ゼロの重み $c_i$ を持つモデルソースユニットiの数は、 ある動物のニューロンを別の動物の同じ脳領域のニューロンにマッピングしようとしたときに経験的に見出される数とほぼ同じになる。

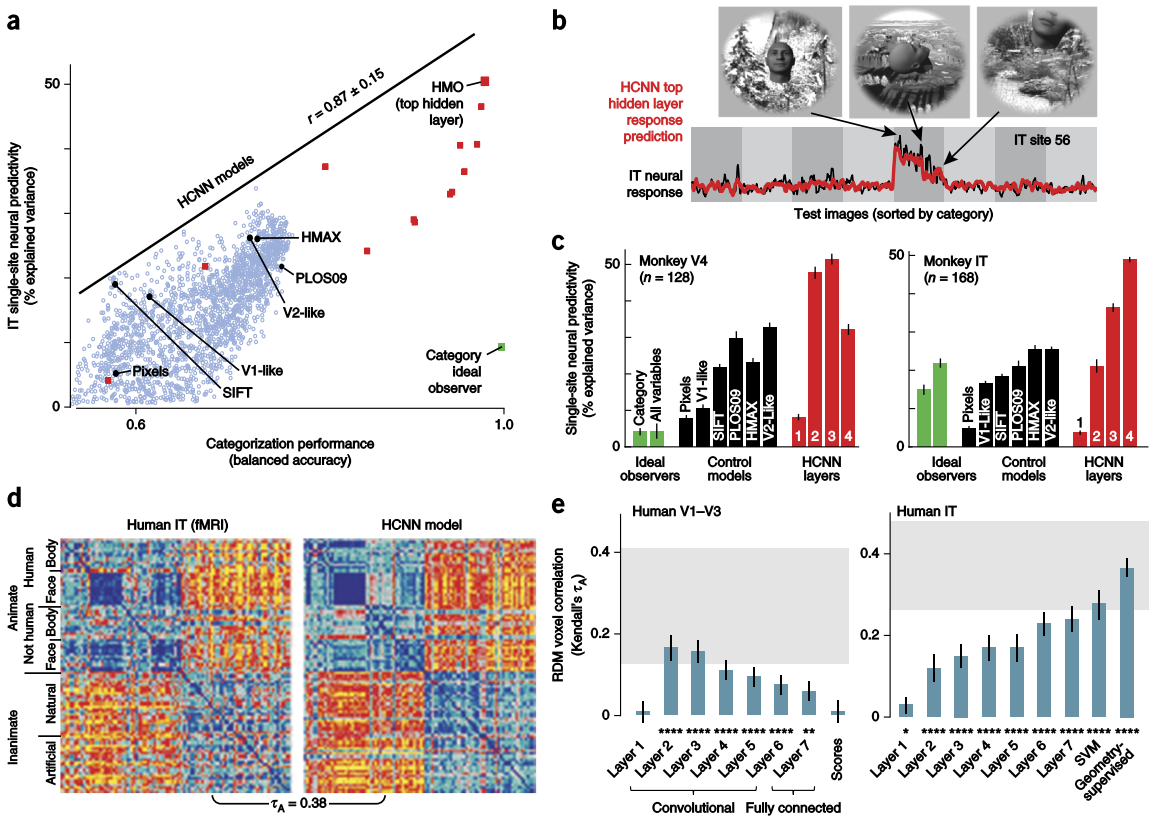



図2 目的に応じた最適化により、 腹側視覚野の神経学的予測モデルが得られる
(a)物体の分類を解くために最適化された HCNN モデルは、 IT 神経応答の分散を予測するのに適した隠れ層表現を生み出す。 y 軸は、HCNN モデルの最後の隠れ層の IT 反応予測能力の中央値を $n = 168$ の IT 部位について示している。 部位応答は、 画像開始後 70〜170 ms後の平均発火率として定義されている。 応答予測性は Box 2 のように定義されている。 各ドットは、 大規模な HCNN モデル群の中から選ばれたモデルである。 青色の円で示されたモデルは、 物体分類の性能最適化からランダムに選ばれたものである。 黒丸は、 コントロールモデルと、 それ以前に発表された HCNN モデル。 赤色の四角は、 特定の HCNN モデルを生成する最適化手順で生成された HCNN モデルの経時変化を示す(33)。 PLOS09, ref. 15; SIFT, shape-invariant feature transform; HMO, optimized HCNN.
(b) 1 つの IT 神経部位に対する HCNN モデルの最後の隠れ層のモデル予測値 (赤のトレース) に対する実際の神経応答(黒のトレース)。 x 軸は $1,600$ 枚のテスト画像を示しているが、 いずれもモデルの適合には使用されていない。 画像は、 まずカテゴリーの同一性でソートされ、 次に変化量でソートされる。 各カテゴリーブロック内では、 右に向かってより急激な画像変換が行われている。 $Y$ 軸は、 各テスト画像に対する神経部位の反応とモデル予測を表している。 この部位の反応には顔の選択性が見られましたが (挿入画像参照)、 予測性の結果は他の IT 部位でも同様でした(33)。
(c) 様々なモデルに対する IT と V4 の単一部位の神経反応予測性の比較。 予測率の中央値を示す棒の高さは V4 の 128 個の予測ユニット (左パネル) または IT の 168 個のユニット (右パネル) で取ったものです。 HCNN モデルの最後の隠れた層が IT の反応を最もよく予測し、 最後から 2 番

目の隠れた層が V4 の反応を最もよく予測している。
(d) 人間の IT と HCNN モデルの代表的非類似度行列 (RDM)。 青色は低い値を示し， 表現は画像ペアを類似したものとして扱い， 赤色は高い値を示し， 表現は画像対を異なるものとして扱う。 値の範囲は 0 から 1 である。
(e) HCNN モデルの層の特徴と， 人間の V1-V3 (左)， 人間の IT (右) との間の Kendall's τA で 測定した RDM 類似度。 灰色の横棒は， ノイズや被験者間のばらつきを考慮した場合の真のモデルの性能の範囲を示す。 エラーバーは， RDM の計算に使用した刺激のブートストラップ・リサンプリングによって推定された s.e.m. である．*P < 0.05, **P < 0.001, ****P < 0.0001 (0との差)。 パネル a-c は 文献より引用。文献 33, US National Academy of Sciences; d と e は文献 35, S.M. Khaligh-Razavi and N. Kriegeskorte.

過度の単純化だが， フィルタの変更とアーキテクチャのパラメータの関係は， 発達段階の変化と進化段階の変化の関係に類似している。 フィルタのパラメータはシナプスの重みに相当すると考えられ， その学習アルゴリズム (下記のバックプロパゲーションの説明を参照) はオンライン方式でパラメータを更新する。 一方，アーキテクチャのパラメータを変更すると， 計算プリミティブ， 感覚領域 (モデル層) の数， 各領域のニューロンの数が再構成される。

# 6. 視覚野の初期モデルの状況について

生体システムに最適な HCNN のパラメータを特定するために， さまざまなアプローチがとられてきた。

## 6.1 Hubel と Wiesel 理論によるパラメータの手作業でのデザイン

HCNN の概念が確立される以前の 1970 年代から， モデラーたちは， 比較的浅いネットワークでニューロンを説明できる可能性のある V1 などの大脳皮質下部領域に取り組み始めた。 Hubel と Wiesel の経験的な観察によると， V1 のニューロンはガボールウェーブレットフィルターに似ており， 異なるニューロンが異なる周波数と方向のエッジに対応していることが示唆された (10, 19)。 実際， 初期の計算モデルでは， 手で設計したガボールフィルターバンクを畳み込み重みとして使用し， V1 の神経反応を説明することに成功した (20)。 その後，閾値， 正規化， ゲインコントロール などの非線形性を利用することで， モデルを大幅に改善できることがわかり (5, 21)， HCNN クラスの最初の動機付けとなった。 同様の考え方は， 一次聴覚野のモデル化にも提案されている (22)。

## 6.2 効率的なコーディング制約によるパラメータの学習

Barlow, Olshausen らの研究により， フィルタのパラメータを決定する別の方法が導入された (23, 24)。 フィルタは， 元の入力を再構成する能力を維持しながら，任意の刺激によって活性化されるユニットの数を最小化するように最適化された。 このような「スパース」で効率的なコーディングは， 自然の画像データからガボールウェーブレットのようなフィルターを自然に学習し， それらのパターンを手作業で構築する必要がない。

## 6.3 神経データへのネットワークの適合

1990 年代半ばに始まったもう一つの自然なアプローチは， 神経科学のデータをモデルのパラメータ選択に直接反映させることであった。 これは， 興味のある脳領域のニューロンの様々な刺激に対する応答データを収集し， 統計的フィッティング技術を用いて， 観察された刺激-応答関係を再現するモデルパラメータを見つけるというものである。 この戦略は， 視覚野 V1， 聴覚野 A1， 体性感覚野 S1 に浅いネットワークを当てはめることに成功した (文献25)。

## 6.4 より深いネットワークの難しさ

初期の皮質領域の浅い畳み込みモデルが成功したならば， より深いモデルが下流の感覚領域に光を当ててくれるかもしれない。 しかし， そのような高次の領域をモデル化するために必要な深いモデルは， V1 のようなモデルよりも多くのパラメータを持つことになる。 これらのパラメータはどのように選択すればよいのだろうか？

高次層で動作する出力は可視化が難しく， 手作業で設計したアプローチをより深いネットワークに一般化することは困難である。 同様に， 効率的なコーディングを 1 層以上に拡張することでいくつかの進歩があったが (26)， これらのアプローチでは効果的な深層ネットワークは得られなかった。 多層の HMAX ネットワークは， 既知の生物学的制約にほぼ一致するようにパラメータを選択することで作成された (12,13)。 HMAX ネットワークは， 下側頭 (IT) 皮質ニューロンの許容範囲 (12,27) や， 単一ユニットの選択性と許容範囲の間のトレードオフ (28) など， 高レベルの経験的観察を再現することに成功した。

しかし， 2000年代半ばになると， これらのアプローチはいずれも， V4 や IT などの高次皮質領域への拡張が困難であることが明らかになった。 例えば， HMAX モデルは， 視覚イメージのバッテリーにおける IT 集団の活動パターンと一致せず (29)， また， V4 と IT の神経データに適合した多層ニューラルネットワークは，訓練データを過剰に適合させ， 新規テスト画像では比較的小さな説明分散しか予測できなかった (8)。

成功しなかった理由の 1 つとして， 検討していた主にフィードフォワードのニューラルネットワークでは， データを効率的に取り込むには限界があったことが考えられる。 おそらく，フィードバック (30) やミリ秒単位のスパイクタイミング (31) を用いた， より洗練されたネットワークアーキテクチャが必要になるだろう。 2 つ目の可能性は， モデルのパラメータを適合させるのに十分な神経データがなかったために失敗したというものである。 単一ユニットの生理学的アプローチ (8) や全脳機能 MRI (29) では， おそらく 1,000 個の独立した刺激に対する反応を測定できるが， 配列電気生理学 (32) では， 約 10,000 個の刺激に対する反応を得ることができる。 今にして思えば， このようなネットワークを制約するために利用できる神経データの量は， 数桁も少なすぎた。

# 7. 新たな前進：ニューラルモデルとしてのゴール駆動型ネットワーク

ゴール駆動形なアプローチは， どのようなパラメータを使用しても， ニューラルネットワークが与えられた感覚システムの正しいモデルであるためには， 感覚システムがサポートする行動課題を解決するのに有効でなければならないという考えに基づいている。 このアプローチの考え方は， まず倫理的に適切な課題での成績のためにネットワークのパラメータを最適化し， ネットワークのパラメータが固定されたら， ネットワークとニューラルデータを比較するというものである。 このアプローチでは，純粋なニューラルフィッティングの深刻なデータ制限を回避することができる。 例えば， 物体認識の多くの難しい実例を含む何百万もの人間のラベル付き画像を収集することは， 同等のニューラルデータを得るよりもはるかに簡単である。 重要な問題は， このようなトップダウンの目標は， 生物学的構造を強く制約するのかということである。 ネットワークの出力で成績の最適化を行っても， ネットワークの隠れ層が， 例えば V1, V4, IT などの本物のニューロンのように振る舞うことができるのだろうか？ 最近の一連の結果は， 実際にそうなるかもしれないことを示している。

ゴール駆動形なアプローチの技術的基盤は， 人工知能課題のためにニューラルネットワークの性能を最適化するための近年の改良にある。 本節では， これらのツールがどのようにしてより優れたニューラルモデルを生み出したかを説明し， 次節では， これらのツールの基盤となる技術革新について説明する。

## 7.1 カテゴリー化に最適化された HCNN の最上位の隠れ層が IT ニューロンの反応を予測

何千もの HCNN モデルを， 課題成績と神経予測性の指標で評価したハイスループットな計算実験により， 重要な相関関係が明らかになった。 つまり， 高度な物体認識課題で優れた成績を発揮するアーキテクチャは， 皮質のスパイクデータをよりよく予測するということだ (33,34) (図2a)。 この考えをさらに推し進めるために， 最近の機械学習の進歩を利用して， 難しい物体分類課題で人間に近いレベルの性能を達成した階層型ニューラルネットワークモデルを発見した。 これらのモデルの最上位の隠れ層は， 腹側階層の最上位領域である IT 皮質のスパイク反応の定量的に正確な画像計算可能なモデルであることが判明した (18,33,34)(図2b,c)。 同様のモデルは， ヒト IT の機能的MRI データにおける集団の集合反応を予測することも示されている (図2d)(35,36)。

これらの結果は， 単に物体のカテゴリー同一性を反映した信号が IT 反応を予測できるというだけでは， 些細なこととして説明できない。 実際， 単一ニューロンレベルでは，IT 神経応答はほとんどカテゴリー的ではなく， カテゴリーとアイデンティティの情報に完全にアクセスできる理想的な観察者モデルは， ゴール駆動型 HCNN よりもはるかに精度の低い IT モデルとなる (33) (図2a,c)。 高いレベルの神経予測能力を得るためには， 真のイメージ計算可能なニューラルネットワークモデルであることが重要であると思われる。 言い換えれば，2 つの一般的な生物学的制約 (物体認識課題の行動的制約と HCNN モデルクラスによって課されるアーキテクチャ的制約) を組み合わせることで， 視覚感覚カスケードの複数の層のモデルを大幅に改善することができる。

これらのゴール駆動型モデルの最上位の隠れ層は， 最終的に IT 皮質のデータを予測するようになっているが，そうなるように明示的に調整されているわけではなく， 訓練過程で神経データに触れることは一切なかった。 モデルは 2 つの方法で一般化に成功した。 1 つ目は， ある意味的なカテゴリーに分類された実世界の写真を使ってカテゴリー認識の訓練を行ったが， 訓練で使った意味的なカテゴリーとは全く重ならない物体を含む合成された画像を使って， ニューロンとのテストを行ったことである。 第二に， ネットワークの学習に用いられた目的関数は， 神経データに適合するものではなく， 下流の行動目標 (例えば， カテゴリー化) に適合するものであった。 モデルのパラメータは， カテゴリー分類の成績を最適化するように独自に選択され， 非線形モデル層などの中間パラメータがすべて確定した後に，神経データと比較された。

別の言い方をすれば， HCNN のクラスの中には， 変動の多様な物体のカテゴリー化課題に対して， 質的に異なる， 効率的に学習可能な解が比較的少ないように見え， おそらく脳は， 進化と発達の時間軸の中で， そのような解を選ぶことを余儀なくされているのではないかと考えられる。 この仮説を検証するためには， カテゴリー化のために最適化されたときに高い性能を発揮する非 HCNN モデルを特定することが有用である。 この仮説は， そのようなモデルがあれば， 神経応答データを予測できないだろうと予測している。

# 8. 中間層と下層が V4 と V1 の反応を予測

IT にマッピングされる上位モデル層に加えて， 同じ HCNN モデルの中間層が， IT への主な皮質入力である中間視覚野， V4 皮質の神経応答の最先端の予測因子であることがわかった (33) (図2c)。 IT 皮質への適合は， モデルの最上位の隠れた層でピークに達するのに対し， V4 への適合は中間の層でピークに達する。 実際，これらの「偶然の」V4 に似た層は， その領域が何をしているかについての古典的な直観 (例えば， エッジ接続や曲率表現 (37) ) から構築されたモデルよりも， V4 の反応を有意に予測している。 この傾向を引き継ぐように， ゴール駆動型 HCNN モデルの最下層は， ガボールウェーブレット のような活性化パターンを自然に含んでいる。 さらに， これらの最下層は， V1-V3 ボクセルデータの ボクセル応答の効果的なモデルを提供する (図2e) (35,36)。 このように，トップダウンの制約は， 腹側の階層にまで及んでいる。

視覚神経科学では， 下位の皮質領域におけるチューニングカーブ (例えば， V2 のエッジ結合 (文献38) や V4 の曲率 (文献39) など) を理解することが， 上位の視覚領域を説明するために必要な前提条件であると考えられている。 ゴール駆動型の深層 HCNN を用いた結果は， ボトムアップのプリミティブが特定されていなくても， トップダウンの制約によって中間領域の定量的に正確なモデルが得られることを示している (Box 3)。

Box 3

**複雑な感覚システムにおける「理解」の意味について** 複雑な神経系(67)を理解するとはどういうことなのか？ このパースペクティブでは， 成功するモデルは， 画像計算可能で， マッピング可能で， 定量的な予測が可能であることを示唆してきた。 しかし， これらの基準を満たすモデルは， 必ずしも理解を表しているのだろうか？ 深層ニューラルネットワークはブラックボックスであり， 説明しようとしている神経システムに対して限られた概念的洞察しか与えないと主張することができる。 実際， 深層 HCNN が非常に非線形な課題を実行する高度に複雑なシステムの内部応答を予測できるという事実そのものが， 初期のおもちゃモデルとは異なり， これらの深層モデルは初期のモデルよりも分析が困難であることを示唆している。 モデルの正しさと理解しやすさの間には， 自然なトレードオフがあるのかもしれない。

**最適な刺激と摂動の解析** しかし， 画像計算可能なモデルの重要な利点の 1 つは， 低コストで詳細な解析を行うことができ， ハイスループットの「仮想電気生理」を可能にすることである。 ターゲット画像の統計量に合わせて入力を最適化するか， 単一の出力ユニットの活性化を最大化するかのいずれかを行う最近の技術は， テクスチャ生成， 画像スタイルのマッチング， 最適な刺激合成において印象的な結果をもたらしている (文献 68 および Mordvintsev, A., Tyka, M. & Olah, C., http://googleresearch.blogspot.com/2015/06/inceptionism-going-deeper-into-neural.html, 2015)。 これらの技術は， モデルのスケール効率を利用して， 巨大な刺激空間を現実的な実験手順を用いて測定できるほど小さなセットに縮小することで， 個々のニューロンの特徴的なドライバを特定するために使用することができる(69)。 また， 因果的介入実験 (70) にヒントを得て， モデル内のユニットに摂動を与えることで， 神経反応と行動の間の因果関係を予測し， 最も効果的な行動変化を得るために刺激や摂動パターンを最適化することもできる。

**Marrの分析レベルを超えた具体的な例** ゴール駆動型のモデルは， より高いレベルの洞察をもたらす。 機能的な制約が神経的に予測可能なモデルを生み出すことは， 効率的符号化仮説 (23,24) を含む以前の研究を思い起こさせる。 どちらのアプローチでも， 最適化のための目的関数として表現される駆動概念が， パラメータがなぜそうなっているかを説明する。 効率的符号化とは異なり， ゴール駆動型 HCNN は， 生態学的な関連性が不明な過疎性のような抽象的な概念ではなく， 生物が行うことが知られている行動から目的関数を導き出すものである。 この意味で，今回の研究は， システムの計算レベルの目標がアルゴリズムや実装レベルのメカニズムにどのように影響するかを調査する， Marr の分析レベル (71) に精神的に近いものである。 このアプローチは， 生物の自然な行動を研究して， その根底にある神経メカニズムについての洞察を得る神経倫理学にも関連している (72)。

## 8.1 皮質領域の生成モデルとしての HCNN 層

経験的に測定された各ニューロンに対して単一の非線形モデルを当てはめ， そこから得られたパラメータの分布を記述する従来のモデリングアプローチとは異なり (6)， 成績ベースのアプローチでは， すべてのニューロンに対して同時に単一のモデルを生成する。 その結果， 深層 HCNN の各層は， 対応する皮質領域の生成モデルとなり， そこから大量の (例えば) IT-, V4-, V1- のようなユニットを抽出することができる。 モデルの正しさを評価するために使用されたニューロンは， ランダムな電極サンプリングによって選ばれたものであるため， モデルのパラメータを更新したり， 新しい非線形関数を学習したりしなくても， 同じ領域からサンプリングされた将来のニューロンも同様によく予測されると考えられる。

## 8.2 聴覚野への応用

ゴールベースの HCNN モデルを， 視覚に比べて理解が進んでいない感覚領域に適用することは， 自然なアイデアである。 最も明白な候補は聴覚である。 音声認識， 話者識別， 自然音識別 などの聴覚課題を解決するために最適化された HCNN モデルを作成することになる。 このようなモデルの中間層では， これまで知られていなかった非一次聴覚野の構造が明らかになるかもしれないという興味深い可能性がある。 初期の結果では，このアプローチが期待されている(40)。

## 9. HCNNの改良につながる要因

HCNN は， 神経科学からヒントを得て， 機械学習の中核的な道具となった。 HCNN は， 画像分類、顔識別， 位置特定， 行動認識， 深さ推定， その他のさまざまな視覚課題など， 多くの課題で成功を収めている (41)。 また， 関連するリカレント版のディープニューラルネットワークは， 音声認識の分野でも躍進している。 ここでは， このような最近の進歩をもたらした技術的な進歩について説明する。

## 10. フィルタのパラメータを最適化するためのハードウェアアクセラレーションによる確率的誤差逆伝播法

教師付き学習では， ある課題 (画像中の自動車の検出など) について， サンプル入力 (自動車と非自動車の画像など) と，各入力に対して望ましい結果を示すラベル (「自動車」や「犬」などの画像カテゴリラベルなど) を含む学習データセットを選択する。 そして， 学習アルゴリズムを用いて， ネットワークのパラメータ設定を最適化し， 出力層が学習データに望ましいラベルを与えるようにする (14)。 教師付きデータからフィルタのパラメータを学習するための強力なアルゴリズムとしては，バックプロパゲーションによる誤差勾配降下法 (14,42) が数十年前から存在する (Box4)。 しかし， 最近まで， バックプロパゲーションは， 大規模なデータセットでは計算が困難であった。 バックプロパゲーションの計算は， 単純な点演算や並列行列の点積が主なものであるため， 最近の GPU (Graphical Processing Unit) による高速プログラミングの登場は， 大きな恩恵をもたらした (15,33,43)。 フォン・ノイマン型CPUアーキテクチャよりもニューロモーフィックな GPUは，これらの演算に特に適しており， 日常的に 10 倍以上の速度向上を実現している(15)。 ニューロモーフィック・コンピューティングがさらに進化すれば， この傾向はさらに加速するだろう (44)。

Box 4 勾配逆伝播法

勾配逆伝播アルゴリズムの基本的な考え方は簡潔である。

1. 対象となる課題を，最小化すべき損失関数として定式化する (例: カテゴリー化誤差) 損失関数は， 入力 (画像など) とモデルパラメータの両方に対して区分的に微分可能でなければならない。
2. モデルのパラメータをランダムに， あるいは十分な情報に基づいた初期推測によって初期化する (14)。
3. 入力された学習サンプルごとに， フィルタのパラメータに対する誤差関数の微分を計算し， 入力データの合計値を算出する
4. ットワークのパラメータを勾配降下法で更新する。 つまり， 各パラメータを誤差の勾配と反対の方向に少しずつ動かしていく
5. 学習誤差が収束するか，オーバーフィットが懸念される場合には， 何らかの「早期停止」基準が満たされるまで， ステップ 3 と 4 を繰り返す(14)

フィードフォワードネットワークでこの手順を比較的効率的に行うことができるのは， 基本的な微積分の連鎖法則を適用するだけで， ある層のフィルター値に対する誤差の導関数を， すぐ上の層のものから効率的に計算することができるからである(42)。 微分の計算は， 最上層から始まり， ネットワークを逆にたどって最初の層に伝わっていく。 大規模なバックプロパゲーションを可能にしたもう一つの重要な技術革新は， 確率的勾配降下法 (SGD) である (42)。 SGD では， 学習データをランダムに選んだ小さなバッチに分割する。 勾配降下法は， 訓練データがなくなるまで， 各バッチに対して順に実行される。 その時点で， 通常は新たに選択されたランダムなバッチに対して手順を再開する。 SGD は，これまで考えられていたよりもはるかに大きなデータセットでのバックプロパゲーションを可能にし， 通常は安定した解に収束するが， そのような収束を保証する統計理論は十分に開発されていない。

## 11. アーキテクチャ・パラメータの自動学習手順

離散的なアーキテクチャパラメータ (例えば層数) は， 誤差バックプロパゲーションでは容易に最適化できない。 しかし， 離散的なパラメータは，最終的なネットワークの成績に重要である (15,18)。 従来， これらのパラメータは手作業で選択され， 改善が見られるまで様々な組み合わせを経験的にテストしていた。 最近では， ガウス過程最適化や遺伝的アルゴリズムなどの手法を用いて， より良いアーキテクチャパラメータを自動的に学習することができるようになった (15,45,46)。

## 12. ウェブ対応の大規模なラベル付きデータセット

最近の進歩のもう一つの重要な要因は， 大規模なラベル付きデータセットの登場である。 視覚領域では， 初期のデータセットは， 何百ものカテゴリの何百もの画像で構成されていることが多かった (47)。 しかし， このようなデータセットは， 計算機アーキテクチャを制約するのに十分な訓練データを提供するのに十分な規模と種類ではないことがわかった (15,48)。 このデータセットは，インターネット上のクラウドソーシングによって集められた， 何千ものカテゴリーの何千万もの画像を含んでいる (49)。 このような大規模なデータセットを活用するには， 上述のような効率的なハードウェアアクセラレーションによるアルゴリズムが必要であった。 このアルゴリズムを導入すれば， より深いニューラルネットワークを学習することができる。 バックプロパゲーションの学習サンプル数は， ネットワークのパラメータ数の 10 倍が目安とされている。 最新のディープネットワークのパラメータ数が 10 万をはるかに超えることを考えると， 少なくとも現在のパラメータ学習戦略では， 数百万の学習サンプルが必要であることが明らかである。 (脳で使用されているニューラル学習アルゴリズムは， ラベル付きデータを使用した場合， 現在の HCNN を学習するための計算方法よりも大幅に効率的であると思われ， 「10×」ヒューリスティックの対象にはならないかもしれない)

## 13. アーキテクチャークラスと訓練方法の小さな微調整の相乗効果

ニューラルネットワークのアーキテクチャーと訓練における他の多くの小さな変更が成績の向上に役立った。 特に重要な変更点は， 連続的に微分可能なシグモイド活性化関数を， 半正則化されたしきい値に置き換えることである (43)。 この活性化関数は， ほぼすべての場所で微分が一定またはゼロであるため，初期層の誤差勾配が小さすぎて効果的な最適化ができなくなる， いわゆる消失勾配問題の影響を受けにくくなる。 2 つ目の改良点は， バックプロパゲーションの際にネットワークにノイズを注入して， 脆弱でオーバーフィットな重みパターンの学習を防ぐ正則化法の導入である (43)。

## 14. エンジニアリングの理不尽な有効性

最近の改良は， いくつかの重要な工学的改良の積み重ねである (例えば，文献 50,51)。 これらの変更は， 数十年前に記述されたオリジナルの HCNN やバックプロパゲーションの概念を超える大きな概念的ブレークスルーを示唆するものではないかもしれないが， それにもかかわらず， 最終的な結果の膨大な改善につながった。 大規模なデータセットと慎重なエンジニアリングは， 当初の予想よりもはるかに重要であった (52)。

# 15. 今後の展開：可能性と限界

ゴール駆動型ディープニューラルネットワークモデルは， 3 つの基本要素から構築される(図3)。

- 脳の解剖学的および機能的結合に関する知識を形式化した， システムを構築するためのモデルアーキテクチャクラス。
- システムが達成すべき行動目標 (物体の分類など)， および
- 行動目標を達成するために， モデルクラス内のパラメータを最適化する学習ルール

以上の結果は， これら 3 つの要素を組み合わせることで， これまでの感覚皮質モデルを大幅に上回る， 神経データを検証可能な形で予測する詳細な計算モデルを構築できることを示している。 今後の進歩は， これら 3 つの要素とその限界をよりよく理解することにかかっている (Box 5)。

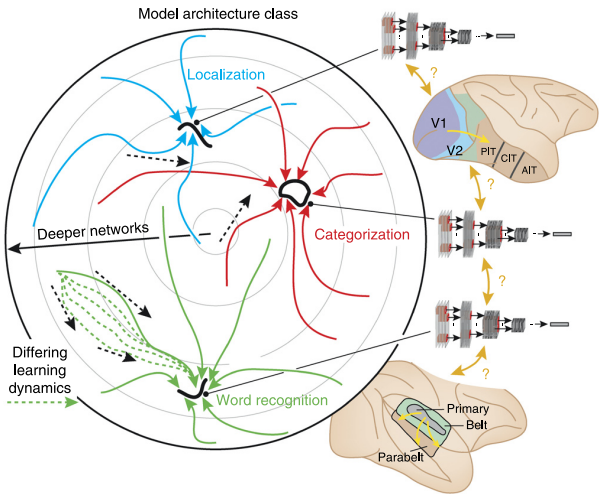



**図 3** ゴール駆動型モデリングの構成要素 大きな円はアーキテクチャモデルクラスを表し， 空間内の各点はフルモデル (右図の例)， 内側の円はフルモデルクラスのサブスペースを表し， 所定の層数のモデルを含む。 ゴール駆動型モデルは， 学習アルゴリズム (黒の点線矢印) を用いて，モデルクラス (実線) の軌道に沿ってシステムを動かし， 特に最適なモデルを発見することで構築される。 それぞれのゴールは， モデルクラス (太い黒の輪郭) の中に， そのゴールを解決するのに特に適したパラメータを含む引力の流域に対応していると考えることができる。 計算結果によると， 課題はモデルのパラメータ設定に強い制約を与える。 つまり， 任意の課題に対する最適なパラメータのセットは， 元の空間に比べて非常に小さい。 このようなゴール駆動型モデルは，ある課題領域での行動を支えると考えられる脳領域のニューロンの反応特性をどれだけ予測できるかを評価することができる。 例えば， 単語認識に最適化されたモデルのユニットを， 聴覚野の一次領域， ベルト領域， パラベルト領域の反応特性と比較することができる (40)。 また， モデル同士を比較することで， 異なる種類の課題がどの程度まで神経構造を共有するかを調べることもできる。 また， 様々なコンポーネントルール (教師あり， 教師なし， 半教師あり) を研究し， 生後の発達や専門知識の学習において， どのように異なるダイナミクスをもたらすかを調べることもできる (緑色の破線のパス)。

Box 5

**敵対的最適化効果の理解**

HCNN 研究における最近の興味深い進展は， 敵対的画像の発見である。 これは， 通常の写真に人間には検出できないような微妙な修正を加え， ネットワークが修正された画像内の任意のオブジェクトを誤って検出するようにしたものである (73,74)。 つまり， 敵対的画像は， 既存の HCNN が， 人間を騙すのとは質的に異なる種類の錯覚に陥りやすいことを示しているのである。 この画像は， 敵対的最適化によって作成されている。 敵対的最適化とは， ネットワークの最終的なカテゴリー検出層に最大の変化をもたらすように， 原画像の画素を最適に修正する処理過程である。 このような画像を作成するには， ネットワークの内部パラメータに完全にアクセスする必要があるが， 物理的な世界では自然に発生することはない。

前述のゴール駆動形モデリングの 3 つの要素に沿って考えると (図3参照)， 敵対的な例を説明するためのいくつかの可能性がある。 (例えば，ある人間が騙されても， 他の人間が正しく認識する特異な画像を作成することなどは， 実験が個々の脳の詳細な微小回路にアクセスし， その上で敵対的最適化アルゴリズムを実行することができれば， 同様の効果が人間にも再現可能であることを示している。 (カテゴリー化目標に対する最適化は脆弱だが， より豊かで頑健な最適化目標を用いれば， その効果はなくなるだろう。 逆説的な例は， 脳モデルとしての HCNN の基本的なアーキテクチャ上の欠陥を露呈しており， 他のネットワーク構造(例えば， 再帰) を組み込むことによってのみ， 逆説的な例を克服することができる，というものである。 どちらが正しいかは別にして， 敵対的最適化の効果を理解することは， HCNN 自体， 特に脳の推定モデルとしてのHCNN をよりよく理解するための重要な要素であると思われる。

# 15. アーキテクチャクラスの改善

感覚皮質を理解するために計算モデルを継続的に使用するには， モデル層と皮質領域の間のマッピングをより詳細かつ明示的に行う必要がある。 テンプレートマッチングやプーリングなどの HCNN の操作は神経学的にはもっともらしいが， HCNN で使われているパラメータ化が実際に皮質の微小回路とどのようにつながっているかを理解することははるかに困難である。 同様に， HCNN のモデル層の階層は， 観察された腹側皮質領域の全体的な順序とおおむね一致しているように見えるが， モデル層と脳領域の一致が一対一 (あるいはそれに近い状態) であるかどうかは， 完全には理解されていない。 最近の高性能なコンピュータビジョンネットワークでは， 層の数が大幅に増え， 時には 20 以上になることもある(50)。 このような非常に深いネットワークが， 神経データをよりよく説明できるかどうかを評価することは重要である。 なぜなら， 神経の適合性からの逸脱は， アーキテクチャの選択が脳内のものとは異なることを示唆するからである。 より一般的には，

HCNN のクラスの中で， カテゴリー化の成績に最適化された場合， どのアーキテクチャが腹側経路の神経反応データに最も適合するのか， という問いがある。 上記の結果は， これが成人の腹側経路のアーキテクチャを推論する新しい方法になりうることを主張している。

もちろん， このようなトップダウン型の性能重視のアプローチは， 二光子顕微鏡法， オプトジェネティクス， 電子顕微鏡再構成法， その他アーキテクチャのクラスをより直接的に絞り込むことを目的としたくんれん技術など， 最先端の実験技術と組み合わせるべきである。 神経回路レベルでの経験的な理解が深まれば， 生物学的に関連性のある HCNN のクラスを絞り込むことができ， 特定のアーキテクチャを除外したり， フィルタのパラメータについて情報に基づいた初期推測を行ったりすることができる。 そうすれば， モデルはより少ないパラメータを学習するだけで， 同等以上の神経予測能力を得ることができる。

視覚でも聴覚でも， 皮質下の構造に関する既知の結果を利用して， より生物学的に現実的な感覚フロントエンドを初期層に組み込むことで， モデルアーキテクチャクラスを向上させることができる (53)。 その反対に， 高次の皮質領域 (例えば， 顔のパッチ) には， 大規模な空間的不均一性がある (4)。 HCNN の低層では， 網膜地図を介して皮質の表面に明らかにマッピングされているが， 高層ではこの関係はあまり明確ではない。 多次元の深層ネットワークの出力が 2 次元の皮質シートにどのようにマッピングされるのか， また， このことが機能的組織化にどのような影響を与えるのかを理解することは， 重要な未解決問題である。

## 16. ゴールと訓練セットの理解を深める

目標と訓練セットの選択は， モデル開発に大きな影響を与えており， 高変動データセットは実世界のカテゴリーにおける真の異質性を明らかにしている (33,48,49)。 このデータ主導の傾向は今後も続くと思われる(52)。 最近の重要な結果は， ある課題 (例えば， ImageNet 分類) のために訓練された HCNN が， 最初に訓練された課題とは全く異なる他の多くの視覚課題に一般化することである (41)。 カテゴリー化に関連する多くの課題が「無料」でついてくるとしたら， どの課題はそうではないのだろうか？ 特に重要な課題は， カテゴリー化の最適化では解決できず， むしろ独立した直接の最適化を必要とする課題を見つけ出し， これらの課題に最適化されたモデルをテストして， 腹側経路の神経データをよりよく説明できるかどうかを確認することである。 この目標を達成するためには， 豊富な新しいラベル付きデータセットの開発が不可欠である。 様々な感覚課題に対応する HCNN システムが， アーキテクチャの共有や乖離の観点から， 互いにどのように関連しているのかを理解することは， 感覚ドメイン (54) 内だけでなく， ドメイン間 (例えば， 視覚と聴覚の間 :図3参照) でも興味深いことである。

## 17. 学習ルールの理解を深める

教師付き学習が実際の知覚システムに著しく適合した作業モデルを作成することは貴重だが， 大脳皮質が正確なバックプロパゲーションを実装していることは生理的にあり得ない。 現在の深層学習アプローチと実際の生物学的学習との間にある中核的な矛盾は， 効果的な HCNN を訓練するには， 非常に多くの高レベルの意味的ラベルが必要であることである。 人間や高等霊長類， その他の動物における真の生物学的な生後学習では， 大量の教師なしデータを使用することはあっても， 外部からのラベル付きの監視をこれほど大量に必要とすることはないだろう。 生物学的に現実的な教師なしまたは半教師付き学習アルゴリズム (55-57) を発見し， 高いレベルの性能と神経予測性を生み出すことができれば， 人工知能と神経科学の両方の観点から興味深いものとなるだろう。

## 18. 感覚システムとフィードフォワードネットワークを超えて

大規模なフィードフォワード HCNN は， ワーキングメモリを含む， 拡張可能な状態を保存する脳システムのダイナミクスを完全に説明することはできない。 なぜなら、フィードフォワードネットワークのダイナミクスは， 入力履歴とは無関係に同じ状態に収束するからである。 しかし， 注意， 意思決定， 運動プログラム生成などの神経現象にリカレント神経ネットワークを関連付ける文献が増えてきている (58)。 深層ニューラルネットワークでモデル化されるような豊かな感覚入力システムと， これらのリカレントネットワークを組み合わせたモデルは， 感覚モデルがしばしば投げかけられる純粋な「表現」の枠組みから抜け出して， 単純な分類や二値的な意思決定を超えた， より洗練された認知行動を探求するための実り多い道を提供する可能性がある。 これは， 行動出力と入力刺激の間に複雑なループがある場合， 例えば， 複雑な感覚環境での長い時間スケールでのエージェントの探索をモデル化する場合などに特に興味深い (59)。 強化学習 (60) から得られた最近の興味深い結果は， 戦略学習の問題を解決する上で， ディープニューラルネットワーク技術がいかに強力であるかを示している。 これらの結果を， 腹側視覚野と， 例えば頭頂葉皮質や海馬との間のインターフェースに関する神経科学のアイデアにマッピングすることは， 非常に興味深いことである (61,62)。

## 19. 結論

以上のように， 深層ニューラルネットワークは， 神経科学者が感覚システムの定量的に正確な計算モデルを作成する能力に変革をもたらしつつある。 このようなモデルは， すでにいくつかの注目すべき結果を出しており， ヒトとサルの両方における複数の神経科学データを説明している (33-36)。 しかし， 重要な科学的進歩と同様に， これらのアイデアは， 答えと同じくらい多くの新しい問題を提起しています。 今後も， 神経科学，コンピュータ科学， 認知科学の 3 つの分野が相互に協力し合いながら， 刺激的でやりがいのある研究を続けていく必要がある。