



Figure 2 目標駆動型最適化により、腹側視覚野のニューロン予測モデルが得られる。(a) より最適化された階層畳み込みニューラルネットワーク(HCNN)モデルの物体分類は、IT 神経応答の分散を予測しやすい隠れ層表現を生成する。x 軸は性能を示す。(バランスのとれた精度、確率は 50%) のモデル出力特徴を高変量物体分類タスクで使用した。y 軸は $n = 168$ の IT 野の HCNN モデルの最終隠れ層の IT 応答予測率の中央値を示している。領野応答は、平均発火率として定義される。画像の立ち上がりから 70-170ms 後。応答予測率は Box 2 で定義されている。各点は、モデルの大規模集合から選んだ個々の HCNN モデルを対応している。青丸: 物体分類の課題成績最適化からランダムに抽出により選択、黒丸: コントロールと公開済の HCNN モデル。赤四角: 特定の HCNN モデルを生成する最適化手順の間に生成された HCNN モデルの時間の経過に伴う発展を示す。PLOS09(文献 15), SIFT: 形状不変特徴変換HMO: 最適化された HCNN。(b) 実際の神経応答(黒線) 対単一の IT 領野の HCNN モデル(赤線)の最終隠れ層のモデル予測。x 軸は 1,600 枚のテスト画像を示す。いずれもモデルの学習には使用していない。画像は、最初にカテゴリの同一性によって並べられ、次に変動量によって並べられ、各カテゴリ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、各テスト画像の神経領野とモデル予測の応答を表す。この領野はその応答で顔の選択性を示したが(挿入画像を参照)、予測結果は他の IT 野でも同様であった³³。(c) 様々なモデルの IT 野と V4 野の神経応答予測率の比較。バーの高さは、中央値の予測率を示し、V4 の 128 個の予測ユニット(左のパネル)または IT の 168 個の予測ユニット(右のパネル)を対象としている。HCNN モデルの最終隠れ層は IT 応答を最もよく予測し、第 2 最終直下層は V4 野の応答を最もよく予測する。(d) Rヒトの IT 野と HCNN モデルにおける表現の非類似度行列(RDM)。青は低い値を、赤は高い値を示す。範囲は 0 から 1。(e) 灰色の水平バーは、ノイズと被験者間変動が与えられた真のモデルの性能の範囲を表す。エラーバーは、RDM を計算するために使用され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。* $P < 0.05$, ** $P < 0.001$, **** $P < 0.0001$ for difference from 0. Panels a–c adapted from ref. 33, US National Academy of Sciences; d and e adapted from ref. 35, S.M. Khaligh-Razavi and N. Kriegeskorte.