

セットアップ

1.用いた事前学習モデル

ImageNet コンテストで人間の認識性能を超えたディープラーニングモデルである ResNet18 の事前学習済モデルを用いた。ResNet18 の最終層は、1000種類の画像分類についての 1000 個の出力層が存在していた。これを絵画命名課題に合わせて、334個に付け替えた。

2. 入力データ

入力データは、Philadelphia Naming Test (PNT) 184枚, Snodgrass and Vandervart (1980) 260枚, 計444枚である。両検査画像にはラベルに 110 の重複が存在した。このため、

$$184 + 260 - 110 = 444 - 110 = 334 \text{ 種類}$$

のラベルを識別させた。TLPA と SALA とはラベルが日本語であるため、ここでは用いていない。理由は、米国由来のラベルで日本語に翻訳してラベルとして用いるのが難しいものが含まれているからである。例えば、cap と hat は日本語では帽子というラベルになる。stool と chair は、背もたれの無い小さな座椅子とイスであるが、このような区別を日本語で表すのが難しいこともあって、今回は英語のラベルを用いた。TLPAと SALAとを合わせて学習させた結果は別に報告する。

3. 転移学習モデル

訓練は、ResNet18 の最終層を 334 個の出力に付け替えた。このため、最終直下層と最終層の結合係数のみを学習させた。入力層から最終直下層までの結合係数は固定とした。このことは、視覚情報処理過程が、一般画像認識モデルのままであることを意味する。これにより、絵画命名課題に特化した認識モデルではなく、一般画像認識に用いられる視覚情報処理、画像処理モデルに変更を加えていないモデルを用いたことになる。これは、我々の視覚経験から考えても自然な過程であると考えられる。

すなわち、視覚情報処理過程に特別な処理を仮定する特化モデルではなく、一般モデルを用いて神経心理学検査を評価したと見なすことが可能であろう。最終層をオリジナルの ResNet18 に戻せば、一般画像認識モデルの性能が得られることを意味するからである。

訓練時には、データ拡張 data augmentation と呼ばれる技法を用いた。すなわち、各画像、(図版)に対して、拡大縮小、回転、鏡映変換をランダムに行い。その都度異なる画像を用いて訓練した。このことにより、特定の画素や特定の入力位置に依存した偏った学習を行うことを回避させた。従ってモデルは図版の一般的な視覚特徴を学習していると考えられる。

4. 結果

左に示した結果は、各画像を 30回学習した後に誤判断した全画像データを示している。444枚の画像に対して、誤った判断をした画像は左の 11枚であった。

それぞれ、

1. 「植物」を「花」と誤判断、以下同様に、
2. 「鍵」を「クラッチ」と、
3. 「葉」を「花」と
4. 「足の指」を「足」と
5. 「アスパラガス」を「ペン」と
6. 「アヒル」を「フットボール」と
7. 「カタツムリ」を「耳」と
8. 「さくらんぼ」を「風船」と
9. 「クマ」を「ネコ」と
10. 「スプーン」を「フォーク」と
11. 「ハエ」を「キツネ」と

であった。1,2,3,4,9,10,11は意味性錯語と見なしでも良いような誤りであろう。一方、5, 6, 7, 8 は形態的錯語と見なしうる。このような錯語の分類は、むしろ検査の評価者が下す判断である。本シミュレーションでは、言語由来の意味的知識は含まれていない。従って上記の錯語分類は、不適切であり、すべて形態的類似性に基づく誤判断である。

5. 考察 (というより感想)

以上の結果を考えると、ST の先生方が誤答の分類に迷うのは、むしろ当前のように思われる。視覚的類似だけを使った今回のシミュレーションでも、分類によっては意味的な錯語にあたるような反応が得られる。このことの意味は、単純な2分法的分類に対して警鐘を鳴らす意味があると考えられる。

30 Miss[159 30 105 130 127] flower plant rope leaf hair [0.031 0.027 0.025 0.025 0.025]

正解:plant, 出力:flower,plant,rope



111 Miss[114 111 101 154 26] crutches key whistle hammer towel [0.062 0.051 0.047 0.040 0.036]

正解:key, 出力:crutches,key,whistle



130 Miss[159 130 79 121 23] flower leaf glove snail pig [0.024 0.023 0.022 0.022 0.019]

正解:leaf, 出力:flower,leaf,glove



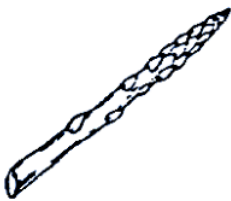
189 Miss[37 108 187 307 314] foot nose toe pliers pitcher [0.039 0.035 0.026 0.025 0.025]

正解:toe, 出力:foot,nose,toe



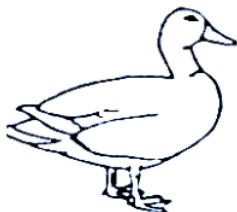
190 Miss[13 188 274 286 244] pen asparagus chisel cigar clothespin [0.079 0.028 0.027 0.023 0.022]

正解:asparagus, 出力:pen,asparagus,chisel



191 Miss[305 233 48 183 94] football helmet pocketbook duck monkey wagon [0.032 0.031 0.028 0.024 0.022]

正解:duck, 出力:football helmet,pocketbook,duck



218 Miss[135 121 289 133 205] ear snail peanut sun turtle [0.210 0.071 0.055 0.026 0.025]

正解:snail, 出力:ear,snail,peanut



258 Miss[47 225 101 215 150] balloon cherry whistle wineglass necklace [0.052 0.024 0.018 0.017 0.016]

正解:cherry, 出力:balloon,cherry,whistle



270 Miss[116 234 23 85 77] cat bear pig camel cow [0.042 0.029 0.024 0.024 0.024]

正解:bear, 出力:cat,bear,pig



278 Miss[29 156 307 43 264] fork spoon pliers knife trumpet [0.081 0.047 0.039 0.029 0.028]

正解:spoon, 出力:fork,spoon,pliers



344 Miss[207 277 76 23 143] fox fly frog pig elephant [0.052 0.039 0.036 0.028 0.027]

正解:fly, 出力:fox,fly,frog

