

選択的エサとり行動におけるサルの意思決定の推定

竹中一仁 (東京大) 日原さやか (理研 BSI) 中原裕之 (理研 BSI) 入来篤史 (理研 BSI)
國吉康夫 (東京大) 藤井直敬 (理研 BSI)

Retrieving internal decision process of primates during alternative free choice task

Kazuhiro TAKENAKA(Univ.Tokyo) Sayaka HIHARA(Riken BSI) Hiroyuki NAKAHARA(Riken BSI)
Atsushi IRIKI(Riken BSI) Yasuo KUNYOSHI(Univ.Tokyo) Naotaka FUJII(Riken BSI)

Abstract— When we are observing people, we can often catch the intention through their behaviors. However, it is not known how neural system contributes to it. Here we show how we can retrieve the decision making process of primates through external observation of their behaviors while they were performing alternative free choice task. We found linear regression model using head and torso direction could provide reliable time course of alternative decision value that reflected monkey's internal decision state. The results will be useful when analyzing neural activity in relation to social brain functions that serves continuous update of available behavioral choices in accordance with social context.

1. 序論

人間は現在の環境や状況、他者の行動を認識、理解して行動する。この人間の知能を解明する試みは心理学、行動学、神経科学、生理学や近年では計算機上で脳機能を再現する事で知能を知る計算論的神経科学¹⁾など、様々なアプローチの仕方で行われている。その中でも脳の機能を知る最も直接的な方法は実際に脳を観測する事である。従来の脳の計測実験では、タスクや環境が強く固定されていた。しかし環境に応じた行動のような知的な振る舞いを調べるにはより自由度の高い環境での測定が必要となる。そのような環境中では環境や行動の情報は増大し、どの情報と脳の神経活動とを結びつけばよいか問題となるため、まず行動の中から行動決定に重要な部分を特定する必要がある。

本論文では二ホンザルの行動をモーションキャプチャシステムを用いて観測し、サルが行動を起こす前に、次の行動をそれまでのデータから予測する。またその時にどのような変数が予測に寄与しているかを判断する。

2. 実験環境

本論文での実験およびその環境を説明する。サルは実験者と机を挟んで対面に向かって座る。このときサルはイスには固定されているが、上半身は首の位置以外ほぼフリーな状態である (Fig.1)。そして実験者はエサを与え、サルは二者択一で右か左に手を伸ばしてそのエサをとる (Fig.2)。

観測は Vicon のモーションキャプチャシステムを用いる。サルには頭部 2ヶ所、左右の肩、肘、手首、手の甲の 4ヶ所の計 10ヶ所にマーカーのついたスーツを着せ、それを 10台の Vicon のカメラで観測する。



Fig.1 Setup

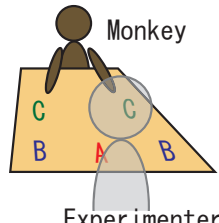


Fig.2 Task

3. 方法

行動予測の手法として、今回は線形判別を用いた。データは、時系列データは用いず各フレーム内のデータのみを使った。判別は“右”、“左”、“未定”の 3 クラスで行うが、教

師信号は“右”、“左”の 2 種類しかないため、まずそれを用いて線形回帰を行い、その回帰結果を 3 クラスに判別した。

線形回帰は以下の式で表される。ここで y は右、左のどちらに手を伸ばすかを示す値、 x_i は観測する変数である。

$$y = a_0x_0 + a_1x_1 + \dots + a_nx_n + b \quad (1)$$

学習に用いるデータは実験者がエサを持った瞬間からサルがエサを手取る瞬間までのデータとし、入力変数としてサルの頭部、体幹、左手、右手のヨー軸方向 (1 次元) の角度をモーションキャプチャデータから計算して用いた。それに対する教師データ y は、左へ手を伸ばすタスクであれば 1、右へ手を伸ばすタスクなら -1 とした。そしてそこから推定値 \hat{y} の 2 乗誤差が最小となるよう係数 a, b を定めた。

タスクの方向の予測値 c は回帰の結果 \hat{y} をそれぞれを左へ行く状態、右へ行く状態、決定していない状態、の 3 種類に判別することで決定した。学習時には教師は 1, -1 の 2 値しかなかったが、本論文では、右へ行く状態と左へ行く状態とが相殺して、まだ判断がつかない状態になると考え、3 クラスとした。3 クラスの閾値の決め方は、3 クラスのクラス間分散が最大となるように定めた²⁾。

$$c = \begin{cases} -1 & (\hat{y} < threshold_1) \\ 1 & (\hat{y} > threshold_2) \\ 0 & else \end{cases} \quad (2)$$

認識性能の評価は、タスクの開始から終了までの、誤った予測をしたフレーム数で判断した。具体的には正しい状態 y_t と予測値 c_t が異なるフレーム数を、全フレーム数で正規化したものを基準とした。ここでフレーム t における y を y_t 、 c を c_t で表した。この値が小さい程、よい結果となる。

$$Error = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t \quad (3)$$

$$e_t = \begin{cases} 0 & (c_t = y_t) \\ 1 & (c_t \neq y_t) \end{cases} \quad (4)$$

以上の方法を入力の変数 x_i の組み合わせを変えて評価することで、どの変数を用いる場合に予測がうまくいくのかを判断する。評価はデータを 10 グループに分けてのクロスバリデーションで行った。

4. 実験

4.1 単純なタスク

まずサルに“単純なタスク”を行わせた。これは以下のようなタスク (taskI) である。

- I-1. 実験者は箱からエサを机の上 (Fig.2-A) に置く
- I-2. 手をその両サイド (Fig.2-B) に置く
- I-3. 片方の手でそのエサをとり、握って B に手を戻す
- I-4. 両手を前に出し (Fig.2-C), サルはエサの入った手に手を伸ばす

これについて次のような実験を行った。

4.1.1 変数の妥当性の評価

まずは予備実験として、サルがタスクの開始を理解しており、それが選んだ 4 つの変数によって判断できるかを確かめた。頭部、体幹、左手、右手の 4 変数の時系列データをタスク時間で正規化し、各タスク間での分散を取った。結果を以下のグラフに示す。Fig.3 が左へ手を伸ばすタスクの分散、Fig.4 が右へ手を伸ばすタスクの分散である。

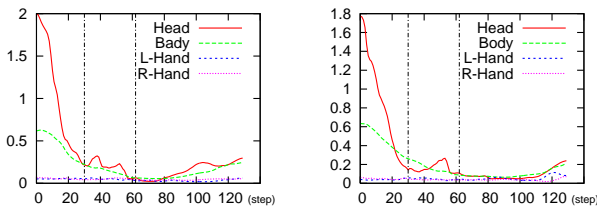


Fig.3 Variance (Left-task) Fig.4 Variance (Right-task)

グラフの $x=30$ の線はタスクの始まり (I-1. の開始の瞬間) を、 $x=60$ の線は正解が決まる瞬間 (I-3. の開始の瞬間) を示している。これを見ると $x=30$ までは頭部の分散が大きいが、タスクが始まると急激に小さくなるのがわかる。これはサルがタスクの開始を理解し、それをこの変数から判断できることを示している。ここから今回選んだ変数が予測を表現するのに妥当であることがわかる。

4.1.2 行動の予測

3 節で示した予測性能の評価 (*Error*) を、変数を変化させて行った結果を Fig.5 に示す。横軸の “B”, “H”, “L”, “R” はそれぞれ “体幹”, “頭部”, “左手”, “右手” の角度が変数に含まれることを示す。これを見ると全体として体幹 (B) や頭部 (H) を変数としたものの値が低く、予測に対して頭部や体幹の方向が大きな比重を占めていることがわかる。

性能の最もよい、4 変数を選択したもの (BHLR) について、各試行で得られた回帰結果 (\hat{y}_t) を試行間で平均したものを Fig.6 に示す。赤が左へのタスク、青が右へのタスクの平均を表し、緑は全体の平均である。また 2 本の橙の線はクラス間分散を最大とする閾値、 $x=0$ の線は正解の決定時 (I-3. の開始の瞬間) を示す。これを見ると正解が決するまでは \hat{y}_t はどちらのタスクの場合でも同じような値をとるが、正解が決してから右と左の場合で明確に分かれていくのがわかる。

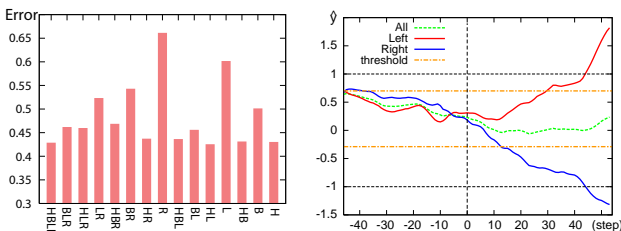


Fig.5 Error value Fig.6 Prediction value

4.2 複雑なタスク

次に “複雑なタスク” に対しても前節と同様の実験を行った。これは以下のようなタスク (taskB) である。

- II-1. 実験者はエサを片手に 1 つ、もう一方に 2 つ持つ
- II-2. 手を Fig.2-B の位置に置く
- II-3. その場で手を広げサルに中身を見せた後、手を握る
- II-4. 両手を同時に前に出し (Fig.2-C), サルはそのどちらかに手を伸ばす

4.2.1 行動の予測

前節同様に入力変数の変化による評価の結果を Fig.7 に、4 変数を選択したもの (BHLR) について、各タスクでの回帰結果 (\hat{y}_t) を平均したものを Fig.8 に示す。ここでも 2 本の橙の線はクラス間分散を最大とする閾値、 $x=0$ の線は正解の決定時 (II-3. の開始の瞬間) を、また $x=55$ の線はエサの動き出し (II-4. の開始の瞬間) を示す。

これを見ると Fig.7 からは複雑なタスクでもやはり頭部 (H) と体幹 (B) の値が評価に大きな影響を与えており、左手 (L) や右手 (R) のみの予測は評価が低いのがわかる。Fig.8 からは単純なタスクと同様、正解が決してから、すぐに予測値が分かれていくのがわかる。また単純なタスクと違い、複雑なタスクでは予測値が分かれてからそのまま単調に増加 (減少) していきのではなく、はじめは少し振動しながら変化がとまり、エサが動き出してから ($x=55$) 再び増加 (減少) をはじめることがわかるが、これはエサ 1 コと 2 コとの間で迷いがあるためと解釈できる。

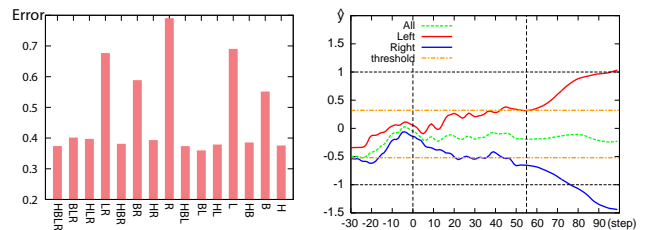


Fig.7 Error value Fig.8 Prediction value

5. 結論

本論文では線形判別を用いて、サルの行動から予測を行い、予測が可能か、どの変数の影響が大きいかということを確認した。その結果、到達運動の最終位置を固定した二者択一のタスクにおいては頭部と体幹のヨー軸方向が大きく影響していること、また線形判別のような単純なモデルでもある程度の予測が可能であることがわかった。今回のモデルで予測が可能であることは、サルの行動が素直であるすなわち意思決定が行動にすぐ出る、ということを示しているといえる。

また今回は二者択一という比較的単純な行動での予測性能という観点で変数を選択したが、脳の情報と結びつけるためには中長期的かつ全体的な予測傾向だけでなく意思決定の瞬間、あるいはそれに近い “立ち上がりの瞬間” を検出する必要がある。またタスクが複雑になり、2 つの値の相殺といった単純な方法を用いることができない場合にどのような学習を行うのか、そのときの予測器をどうするのか、といったことも今後検討していく。

参考文献

- 1) 川人光男. 脳の計算理論. 産業図書, 1996.
- 2) N. Otsu. A thresholding selection method from gray-level histogram. *IEEE Transactions on System Man Cybernetics*, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 62-66, 1979.