

## 恒常的可塑性の進化シミュレーション ～ 刺激変化の知覚能力が与える影響 ～

鳥居 拓馬 橋本 敬

北陸先端科学技術大学院大学 知識科学研究科

{tak.torii, hash}@jaist.ac.jp

抄録 恒常的可塑性は生物が動的な環境で生存するために不可欠な性質である。視覚反転に適応する走光性をもつロボットを拡張し、複数回の視覚反転というより動的な状況に適応できる高度な恒常的可塑性をもつ方策を考察する。本研究では光の時間変化(差分)を知覚できる能力と光の強さを記憶できる能力を仮定する。シミュレーションを行った結果、モデルの違いによらず、視覚反転、複数回の視覚反転に適応できる個体はモータの推進力 - 舵分担と後退移動を獲得していることがわかった。このような方策が高度な恒常的可塑性に対してもつ意義を議論する。

### Evolutionary Simulation of Homeostatic Plasticity: Effect of Sensibility to Stimulus Changes

Takuma Torii Takashi Hashimoto

School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

**Abstract** Homeostatic plasticity is a vital characteristic of life living in dynamic environment. By extending a model of phototactic robot adaptive to visual inversion, we consider a method to adapt to more dynamic situation, multiple visual inversion. Our robot can percept changes of sensory inputs or has short-term memory of the inputs. Despite model differences, robots adaptive to the multiple inversion acquire backward motion and the division of roles of motors into driving force and steer. We discuss the meaning of this policy from the viewpoint of adaptive behavior.

#### 1 はじめに

生物は恒常的可塑性をもつ。恒常的可塑性とは外的攪乱によって恒常性が失われたときには内部構造が可塑的に変化することで恒常性を取り戻すという性質である。走光性のシミュレーションモデルによって、恒常的可塑性を扱った研究に Di Paolo[1] がある。この論文ではロボットは恒常性を保ちながら走光性をもつように進化させられる。進化したロボットは視覚反転という攪乱に対し、一旦走光性を失うが、視覚反転への適応能力が獲得されるよう進化していないにも関わらず、いずれ適応できるようになる。すなわち、視覚反転に適応するという恒常的可塑性をもつ。しかし、ここで Di Paolo[1] は、複数反転には適応できなかったと述べている。

一方、人間が視覚反転(逆さ眼鏡)のような攪乱を経験したとき、行動に対する知覚の差異を用いることで攪乱に対応できると考えられる。そこで本研究では、ロボットに移動による光の変化を知覚する能力を仮定したモデルを考える。本研究では Di Paolo[1] に加えて 2 つのモデルを用いて、攪乱に対する恒常的可塑性

について考える。ひとつめに、ロボットが光の時間変化量を認知できると仮定したモデル(差分モデル)を考える。このモデルではロボットは差分情報を活用することで複数反転に適応することが期待される。ふたつめに、光入力を記憶できると仮定したモデル(記憶モデル)を考える。このモデルではロボットは内的に差を計算することで複数反転に適応することが期待される。3 つのモデルの結果を比較・解析し、高度な恒常的可塑性が実現される適応メカニズムを考察する。

#### 2 モデル

##### 2.1 ロボット

ロボットが提示される光源に近づこうとする状況を考える。ロボットは半径  $R_r$  の円形ボディをもち、正面から  $\pm 60$  度に配置された 2 つのセンサと、正面から  $\pm 90$  度に配置された 2 つのモータをもつ\*1 (図 1)

\*1 光の強さ  $L$  は距離の逆二乗に従って減衰する。また、光源からの光がロボットのボディによって遮られたときセンサへの入力は 0 となる。モータは前後方向へ駆動し、ロボットの移動・回転は左右のモータ出力の角速度で計算される。

ロボットの振る舞いは 8 ニューロンの全結合ニューラルネットによって制御される。それぞれのニューロンの状態は式 (1) で更新される

$$\tau_i \dot{y}_i = -y_i + \sum_j w_{ji} z_j + I_i \quad (1)$$

ここで  $y_i$  は細胞電位,  $\tau_i$  は時定数,  $z_j$  は発火率,  $w_{ij}$  はノード  $i$  からノード  $j$  への結合の強さ,  $I_i$  は入力である。発火率  $z_j$  は活性化関数 (2) で得られる。

$$z_j = \frac{1}{1 + \exp[-(y_j + b_j)]} \quad (2)$$

ここで  $b_j$  はバイアス項である。重みは式 (3)~(6) で更新される。

$$R0: \Delta w_{ij} = \delta \eta_{ij} p_j z_i z_j \quad (3)$$

$$R1: \Delta w_{ij} = \delta \eta_{ij} (z_i - z_{ij}^o) z_j \quad (4)$$

$$R2: \Delta w_{ij} = \delta \eta_{ij} z_i (z_j - z_{ij}^o) \quad (5)$$

$$R3: \Delta w_{ij} = 0 \quad (6)$$

ここで、定数  $\delta$  は線形減衰因子,  $\eta_{ij}$  は変化率,  $p_j$  は局所可塑促進子である。閾値  $z_{ij}^o$  は  $w_{ij}$  を  $[0, 1]$  へ写像した値である。

モータの出力は、モータ・ニューロンの出力を  $[-1, 1]$  へ写像したものにノイズ項を加え、ゲインを掛けた値となる。

本研究では入力の種類が異なる 3 つのモデルを用いる。以下、それぞれについて説明する。Di Paolo[1] のモデル (これを「オリジナルモデル」と呼ぶ) では光入力を受け取る 2 つのセンサをもつ。センサ・ニューロンへの入力  $I_i$  は、センサに届いた光の強さにノイズ項を加え、ゲインを掛けた値となる。差分モデルでは光入力の変化量を計算するモジュールを仮定する。8 ニューロンのうち左右入力に対応して、それぞれ 1 ニューロンが現在と  $\delta t$  時間前の入力の差 (差分入力) を入力として受け取る記憶モデルでは同様に 2 ニューロンが左右それぞれのセンサ・ニューロンに対応した記憶 ( $\delta t$  時間前の入力) を入力として受け取る。

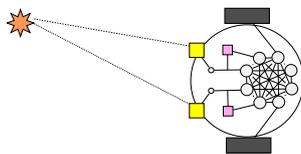


図 1 ロボット

## 2.2 進化

ロボットのニューラルネットをエリート主義ランク選択遺伝的アルゴリズムを用いて進化させる。遺伝子には  $\tau_i, w_{ij}, b_i, \eta_{ij}$ , ゲイン (センサ, モータは左右対称), および更新ルール (3)~(6) を指定する整数がコードされている (遺伝子長は 210.  $[0, 1]$  の値をとる 146 の実数と  $[0, 3]$  の値をとる 64 の整数)。実数に対してはベクトル突然変異を用い、整数に対しては点突然変異 (ともに変異確率 0.002) を用いる。また、一様交叉 (ともに交叉確率 0.7) を用いる。

次に適応度を説明する。1 回の試行で光源がひとつ、距離  $D$  の位置にランダムに配置される。ロボットは  $T$  時間動き続ける。この試行を連続で 6 回行い、この間、ニューラルネットの重みを引き継ぐ。6 試行を 1 セットとし、5 セット繰り返す。各セットの初めに重みを遺伝子にコードされた値に戻す。適応度  $F$  は 3 つの指標の荷重和である (式 (7) ~ (10))。

$$F = F_D W_D + F_P W_P + F_H W_H \quad (7)$$

$$F_D = \begin{cases} 0 & \text{if } D_f > D_i \\ 1 - D_f/D_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$F_P = S_p/T \quad (9)$$

$$F_H = S_h/T \quad (10)$$

ここで  $F_D$  は光源に近づけたかどうかを測る指標で、 $D_i, D_f$  はそれぞれ試行開始時、終了時のロボットと光源間の距離である。 $F_P$  は光源付近に居た程度を測る指標で、 $S_p$  は光源から半径  $4R_r$  以内に居た時間である。 $F_H$  は恒常性を評価する指標で、 $S_h$  は各時間において恒常的に振る舞ったニューロンの比率の総和である。ニューロンが恒常的に振る舞うとは発火率  $z_j$  が  $[0.119, 0.881]$  に含まれることである。 $W_D, W_P, W_H$  は各指標に対する重み ( $W_D + W_P + W_H = 1$ ) である。上で述べた 5 セットに対し  $F$  を計算し、その平均 - 標準偏差  $\times 0.2$  を各個体の適応度とする。

## 3 計算機実験とその結果

前節で説明したロボット 60 体を 1000 世代進化させる\*2。本研究では以下の順に個体をテストにかけ、

\*2 環境パラメータの範囲は、 $L = [500, 1500]$ ,  $R_r = 4$ ,  $D = [50, 100]$ ,  $T = [300, 500]$  である。ニューラルネットのパラメータの範囲は  $y_i = [0, 1]$ ,  $\tau_i = [0.4, 4]$ ,  $w_{ij} = [-8, 8]$ ,  $b_j = [-3, 3]$ ,  $\eta_{ij} = [-0.9, 0.9]$ ,  $p_j = [0, 1]$ , ゲイン =  $[0.01, 10]$  である。各パラメータ初期値はランダム

最終的に複数回の視覚反転 (以下, 複反転) に適応できる個体を調べる.

1. 進化実験: 10 世代連続して適応度 0.8 以上の個体を選択.
2. 長期適応テスト: 400 試行で平均適応度  $\bar{F} \geq 0.75$  の個体を選択.
3. 反転テスト: 400 試行中, 100 試行目で視覚反転し  $\bar{F} \geq 0.75$  の個体を選択.
4. 複反転テスト: 400 試行中, 100 試行ごとに視覚を反転する.

1 ~ 4 を 5 回行ったときの複反転テストでの  $\bar{F}$  の頻度分布を図 2 に示す\*3.

Di Paolo[1] では複反転に適応できる個体は見つからなかったとしているが, 十分に調べるとオリジナルモデルでも複反転に適応できる個体がみられた. また期待された通り, 差分モデルはオリジナルモデルより複反転に適応できる個体が多くみられた. ところが記憶モデルは予想とは異なり, 複反転に適応できる個体がほとんど見られなかった.

図 3 に複反転に適応できる個体の動きの典型例を示す. 光源に近づいていく軌跡でのロボットの正面方向 (矢印の向き) を見れば明らかなように, ロボットは後ろ向き (センサのある側とは反対方向) に光源に近づく. いずれのモデルでも, 視覚反転, 複反転に適応できる個体の大半はこの動きをしている. モータ・ニューロンの出力 (図 4) を見ると, 視覚反転や視覚複反転に適応できる個体は一方のモータ出力を常に一方向に最大値近くとすることで推進力として利用し, もう一方のモータ出力を前後に調節することで舵として利用するという方策をもつことがわかる. 光入力があるときは舵を取り, 光入力が入らないように調節している.

適応度  $F$  とモータ・ニューロンの出力の関係を図 5 に示す. 長期適応できる個体 (図 5 左の ×) では左右のモータ・ニューロンの平均出力が 0.5 であるようなロボットが多くみられる. これはモータの平均出力が 0, つまりモータを前後へ均等に駆動させるロボッ

に設定される. 適応度指標の重みは  $W_D = 0.21, W_P = 0.64, W_H = 0.15$  を用いる. 計算はステップ 0.2 のオイラー積分を用い,  $\delta t = 0.2$  とする.

\*3 オリジナルモデルでは 535 体のうち, 長期適応テストで 76 体, 反転テストで 9 体, 差分モデルでは 685 体のうち, 長期適応テストで 72 体, 反転テストで 30 体, 記憶モデルでは 631 体のうち, 長期適応テストで 169 体, 反転テストで 2 体が選択された.

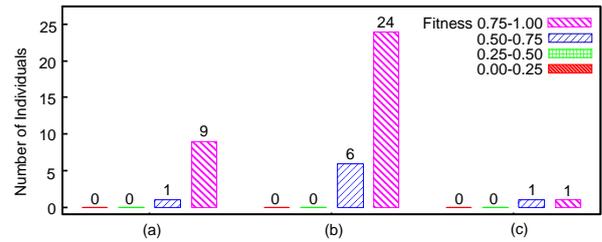


図 2 各モデルの視覚複反転テスト結果. (a) オリジナルモデル, (b) 差分モデル, (c) 記憶モデル.

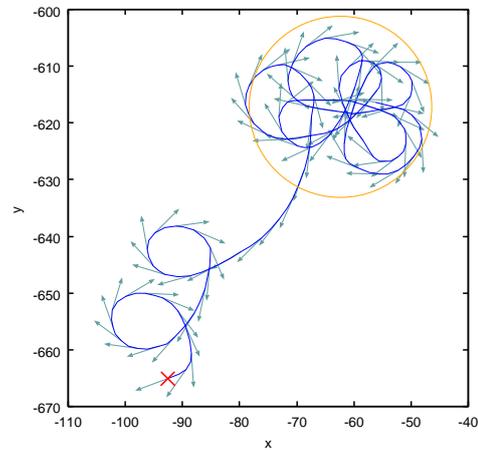


図 3 ロボットの軌跡の例 (視覚反転後 5 試行目). 左下のバツ印がロボットの開始位置, 右上の円の中心が光源, 円内が  $F_P$  が得られる範囲, 軌跡から伸びる矢印はロボットの正面方向.

トが多くいることを表している. ところが視覚反転へ適応できる個体 (図 5 右の ×) では, 一方のモータ・ニューロンの平均出力が 0 へ極端に偏っている. これは推進力-舵というモータの役割分担をもち後退移動をする傾向があることを表している. 進化の結果として生得的に役割分担と後退移動を獲得した個体は視覚反転に対してロボバストに適応できる.

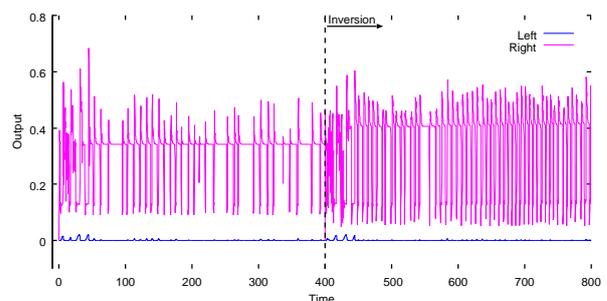


図 4 モータ・ニューロンの出力の時間変化. 縦破線は視覚反転位置. この例ではオリジナルモデルのものを示した.

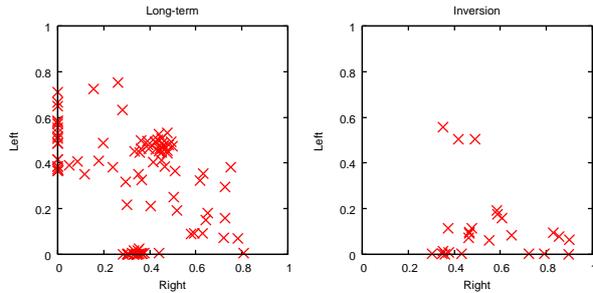


図5 長期適応テスト(左)と視覚反転テスト(右)における左右のモータ・ニューロンの出力と適応度  $F$  の関係。各点は異なる個体の 100 ~ 200 試行における平均出力。× は  $F \geq 0.75$  の個体を表す。

## 4 議論

本研究で確認した視覚反転に適応できるロボットが行う後退移動の方策は次のようである。

1. センサ入力の影響がないとき、ロボットは左右のモータを逆回転させ、後退移動する。
2. センサ入力の影響があるとき、入力の強さに応じてモータ出力を調整し、弧を描くように移動する。センサ入力の影響がなくなると、ロボットは再び後退移動する。

ロボットの後退移動は Di Paolo [1, 2] でもみられる。このシミュレーションでは、個体に与えられたタスクは恒常性を保ちながら走光性を発揮することである。モデルやアーキテクチャの違い<sup>\*4</sup>によらず、ロボットは後退移動という方策を獲得した。強い光入力ニューラルネットの恒常性を奪い、可塑的变化を引き起こす。ロボットは光刺激を可能な限り避けることで恒常性を維持しつつ走光性を発揮できるよう後退移動を獲得した。

差分モデルでは現在と  $\delta t$  時間前の入力の差を計算するため負の入力が生じる場合がある。光源付近では入力  $I_i$  はニューロンの細胞電位  $y_i$  を極端に変化させる要因となる。負の入力によって  $y_i$  が減少することはモータの回転を素早くゼロに近づける。光源付近において、ロボットがその場でターンするような振る舞いが観察された。

記憶モデルでは内的に差を計算して差分モデルと同様の効果を発揮することが期待されたが、そうはならなかった。その理由として、 $\delta t$  時間前の入力をそのま

\*4 [2] では異なるアーキテクチャを用いている。

ま入力として与えてしまったことが考えられる。センサ・ニューロンと同程度に記憶ニューロンからモータ・ニューロンへの結合  $w_{ij}$  が強ければ、ロボットは光入力に過剰に反応する。その場で必要以上に回転してしまい、ロボットがある一定の距離以上光源へ近づけなくなるという振る舞いが観察された。

差分と記憶という観点からオリジナルモデルを見直すと、オリジナルモデルでも記憶を持ち、差分入力を計算することは可能であると考えられる。例えば、センサ・ニューロンの出力をそのまま保存できるような結合をもったニューロンがあると、そのニューロンとセンサ・ニューロンからの結合の符号を反対にすることで、モータ・ニューロンは差を計算することができると考えられる。

入力そのものではなく入力の差を利用して恒常的可塑性を高めるという方法は、より高度な適応的振る舞いにも有効だと考えられる。例えば、記号化やカテゴリ化は事物の同一性よりも差異に着目することで世界の複雑性を縮減して認識する有効な方法である。

## 5 結論

本研究では恒常的可塑性のモデルを刺激変化の知覚能力という観点から拡張した。モデルを用い、複数回の視覚反転に適応可能な方策を考察した。その結果、2つのモータを推進力と舵に役割を分化させ後退移動する方策が適応的であることを示した。これは、光入力をできるだけ少なくし、恒常的可塑性を高める方法である。

## 参考文献

- [1] E.A. Di Paolo. Homeostatic adaptation to inversion of the visual field and other sensorimotor disruptions. In *From animals to animats 6: Proceedings of the 6th International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior*, pp. 440–449, 2000.
- [2] E.A. Di Paolo. Evolving spike-timing-dependent plasticity for single-trial learning in robots. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 361, No. 1811, pp. 2299–2319, 2003.