

## インターナルクロックモデルに基づくロボット制御法の実現

眞鍋 秀聡<sup>†</sup> 西野 哲朗<sup>††</sup>  
山崎 匡<sup>†††</sup> 田中 繁<sup>†††</sup>

現状では、人間が容易に行なえる歩行や跳躍などの多く動作を、ロボットが行うことは非常に困難である。その原因としては、現行のロボットの制御法が、人間の脳が行う制御法とは大きく異なっていることが挙げられる。もし、人間の脳で行われている制御法をロボット制御に適用できれば、ロボットにより人間らしい動作をさせることが可能となる。これまでに、脳の機能モデルは数多く提案されており、それらを川いれば、脳における運動制御法をロボット上に実装できる可能性がある。そこで、本論では、機能モデルの1つで、時間経過を表現するインターナルクロックモデルを基にした学習モデルを用いて、ロボットに人間の条件反射機能を実装する方法を示す。この実験により、条件反射が実機上で再現可能であることが示された。

### A Study on Practical Applications of an Internal Clock Model

HIDEAKI MANABE<sup>†</sup>, TETSURO NISHINO<sup>††</sup>, TADASHI YAMAZAKI<sup>†††</sup>  
and SHIGERU TANAKA<sup>†††</sup>

Current robots can't walk or jump like a human. This is partly because the motion control method for robots is not same as that of human. If we can apply the control method to the robots, then robots may be able to walk like a human. Recently, a lot of function models of the brain are proposed, and the motion control method in the brain can be applied to robots by using them. In this paper, we adopt the learning model based on an internal clock model that represents the progress in time and can simulate human conditioned response using robots. From this result, it is possible to implement the function of a human conditional response using robots.

#### 1. はじめに

論文1)において、著者らは、小脳内での時間経過を表現する機能モデルとして、「インターナルクロックモデル」を提案した。先行研究で、そのモデルを使用することで、条件反射の模倣を行えることが示された。しかし処理速度や学習時間の問題から、現状の状態では、その学習システムをリアルタイムで使用する事は難しい。本論文では、このインターナルクロックモデルを基にした運動制御を、実機上で実現する方法を示し、実記を用いてそれを検証する。

#### 2. 瞬目反射実験

近年、小脳の学習についての研究として、瞬目反射実験が行われている。本節では瞬目反射とそれに関連する小脳の機能について述べる<sup>2)</sup>。

動物に条件付けではない刺激(Unconditioned Stimulus: US)として目にエアパフをあて目蓋を閉じさせる、条件付けさせる刺激(Conditioned Stimulus: CS)として音を聞かせる。この2つを1組にして、繰り返し一定のタイミングで与えることによって音を聞くことによってまぶたを閉じるように条件付けし、条件反応(Conditioned Response: CR)を起こすようにする。これを瞬目反射実験と呼ぶ。これは長期抑圧(Long Term Depression: LTD)と呼ばれる脳の機能によって引き起こされる現象であると言われている。また、瞬目反射実験では、CR習得後にCSのみを与え続けるとCRが起きなくなることが分かっている。これは長期増強(Long Term Potentiation: LTP)と呼ばれる脳の機能によって引き起こされると言われている。

<sup>†</sup> 電気通信大学大学院電気通信学研究科  
Department of Information and Communication Engineering, The University of Electro-Communications

<sup>††</sup> 電気通信大学情報通信工学科  
Department of Information and Communication Engineering, The University of Electro-Communications

<sup>†††</sup> 理化学研究所脳科学総合研究センター  
RIKEN Brain Science Institute

そして、CRの消失後、改めてCSとUSを1組にして与えると、はじめのCR習得よりも、非常に早くCRを習得することも確認されている。

### 3. インターナルクロックモデル

インターナルクロックモデルは著者らが提案した、時間経過を扱うニューラルネットワークのモデルであり<sup>1)</sup>、興奮性ニューロンと抑制性ニューロンが各 $N$ 個ずつ、合計 $2N$ 個のニューロンから構成されている小脳モデルである。

インターナルクロックモデルの出力は $N$ 次元ベクトルで表すことができ、これを出力パターンと呼ぶ。時刻 $t$ における出力パターンは、外部出力が入力された時刻からの時間経過に対応付ける事ができる。また、時刻 $t$ とその近傍とは出力パターンが似通う「類似性」の特性を持つ。類似性は、学習結果に重要な影響を与える。

インターナルクロックモデルは顆粒細胞(GR)とゴルジ細胞(GO)によって構成された小脳モデルとして考える事ができる。先行研究<sup>3)</sup>では、学習により、音とエアパフ1組の信号を入力、瞼を閉じさせるような、実際に筋肉を動かす信号を出力として、小脳に関連付けできる形で運動制御モデルが提案され、それに基づいた学習システムがソフトウェアとして実現された。

### 4. インターナルクロックモデルのロボットへの応用

この章では、インターナルクロックを基とした制御システムの、検証方法について述べる。この制御システムの検証する際に、ftech社のサッカー競技用ロボットを使用する。今回の実験では、サーバ側に制御システムを構築し、ロボットを制御する。その際、テーブル化したモデルの出力パターンをモデルの代用として用いる。

実験フィールド上に白線とブロックを平行に設置する。ロボットをある一定の速度で白線上を通過し、ブロックに向かうように走行させる。ブロックに衝突した際に、ロボットは自動的に停止するようにする。この一連の動作で結合荷重が更新されることを、本研究における学習とする。学習が完了すると、白線上を通過した後、ブロックに衝突する直前にロボットが停止する事ができるようになる。白線を通過することをCS、ブロックに衝突することをUS、ブロック直前での停止をCRにそれぞれ対応付ける。そして学習が完了した後に再度ロボットを動かすと、白線を通過した後ブロックに衝突する直前に停止することから、CSが

与えられた後にUSが与えられない状態と対応するため、それを繰り返すことで学習結果が消失し、再び白線通過後にブロックに衝突するようになる。しかし再び白線の通過とブロックへの衝突を繰り返すと、最初に学習完了した学習回数より少ない回数で再びブロックの直前で停止するようになる。これらは上記対応付けから瞬目反射の模倣であり、そのためこのような動作を行わせる事ができたなら、実機上で条件反射を模倣できたと言える。

ソフトウェアとして実現されている学習システムには、以下の問題点が存在する。

- CRの消失と、その再現が模倣できていない。
- 処理時間が大きくリアルタイム動作が難しい。
- ロボットを1,000回以上走行させなければ学習が完了しない。

これら問題を解決することが本研究の課題である。

### 5. ロボットへの適用

この章ではロボットへの適用のため改良した点を述べる。

#### 5.1 リアルタイム性の向上

先行研究で提案された学習システムでは、リアルタイムでの学習が大変困難だった。そこでインターナルクロックモデルそのものではなく、その出力を1ステップに対して1,000個の8バイト倍精度実数として、1,000ステップ分、合計1,000,000個の実数をテキストファイル形式でサーバ側に保持しておき、適宜参照することで処理速度を向上させた。

#### 5.2 学習時間の短縮

本研究では、学習時間を短縮するため、ロボットの走行回数が5回以内で学習が完了することを目標とした。走行回数は次の2つのパラメータに大きな影響を受ける。まず、LTDの原理に基づき、インターナルクロックモデルの出力値に結合荷重を乗じた値(重み付き出力値(Weighted output value))が閾値を下回ると学習が完了するように構成されているため、閾値が高いほど学習完了は早くなり、走行回数も削減される。シミュレーションによる試行の結果、閾値は7に決定した。例えば、図2は重み付き出力値が閾値7を下回ったことを表している。

一方、学習強度は1回の学習で変更される結合荷重の値であり、この値が大きいほど学習がより早く完了する。現在の学習システムでは、1回の学習に対して毎回CSとUSの入力が必要なため、実機を使用する場合には1,000回以上の走行を行う必要があった。今回は1回の走行から得た学習データに対し、0,001ずつ



つ結合荷重を更新、値の評価という作業を、計算機内部で100回繰り返した。これらにより、ロボットの走行回数を大きく削減することができ、学習時間を短縮できた。また、誤ったタイミングで行われた学習の修正を実現するため、学習の際に、LTPの原理に基づき、削減されなかった結合荷重を増加させる手順を追加した。これにより、次節で示すようにCRの消失およびその再現という現象を再現できた。

### 5.3 学習アルゴリズム

これらを基に以下の学習メカニズムを考案した。

- (1) 音信号に対応する入力によって、テーブルの最初から時刻の参照を開始する
- (2) 風情報に対応する入力を受けたとき、次の動作を行う
  - (a) 現在参照している時刻の出力パターンを読み込む
  - (b) 結合荷重から削減された値が学習強度を超えるまで i, ii を繰り返す
    - (i) (a) で読み込んだ出力パターン中の、0でない出力部分に対応する結合荷重を一定の値だけ減少させる
    - (ii) 重み付き出力値を求め、その値が設定した閾値を下回ったときに学習を完了させる
- (3) 荷重が削減されず、かつ荷重が初期値より小さい結合間の荷重を増加させる
- (4) 上記1, 2, 3を繰り返す

このとき、iiで減少させる荷重量を内部学習強度と呼ぶ。内部学習強度を決定するため、各内部学習強度で学習が完了した際の重み付き出力値をプロットして検証を行い、内部学習強度は値の変動が収束する0.001に決定した。

## 6. 実験結果

この章では実験の手順とその結果について述べる。

### 6.1 実験の手順

実験の手順を図1に示す。実験は、学習フェーズとCRフェーズの2つに分けて行った。『ロボットによる学習』とは、ロボットが白線を通過し、ブロックに衝突するまでの一連の処理を示す。学習フェーズでは、前述の学習アルゴリズムにしたがって結合荷重の増減が繰り返し行われる。学習が完了した後、CRフェーズに移行する。CRフェーズではロボットは白線を通過した後、ブロックに衝突する前に停止する。このとき、CSのみでUSが与えられないことから、CRフェーズでループを繰り返すと重み付き出力値は全体的に増加し、最終的にCRが消失する。

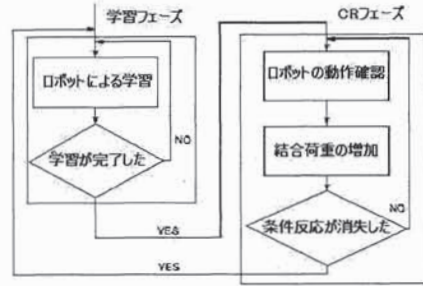


図1 実験手順のフローチャート

Fig. 1 Flow chart of the experiment procedure

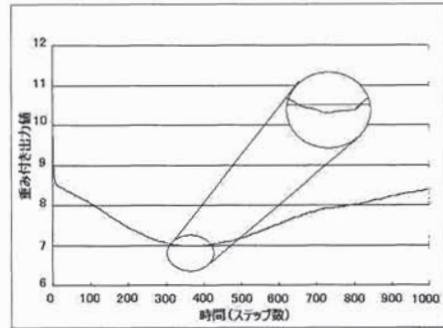


図2 学習完了後の重み付き出力値

Fig. 2 The weighted output value after the learning

実験では次の4点を検証した。

- CSとUSの連合性によってCRが習得されるか
  - CRが適切なタイミングで起こるか
  - CR習得後CSのみを与え続けると、CRが消失するか
  - 消失したCRは、少ない学習回数で再現できるか
- これらが認められれば、ロボットに瞬目反射の模倣を行わせることができたと考えられる。

### 6.2 CRの学習

図2は走行4回目終了後の重み付き出力値のステップごとの変化を表した図である。ロボットはブロックに衝突してタイミングの学習が行なわれている。このとき、重み付き出力値が閾値を下回っているステップがあることを確認できた。よって、学習はこのとき完了していることがわかる。図3は学習完了後に動作させたロボットの様子である。この図から、学習完了後のロボットが白線を通過してからブロックの直前で停止していることが確認できる。よって、CSとUSの連合性によるCRの習得、および適切なタイミングの学習がなされたことを確認した。この後、ロボットは学習フェーズのループから抜け、CRフェーズに移

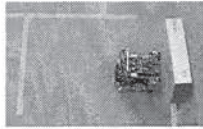


図3 1回目の条件反応 (CR) 動作  
Fig. 3 The first CR movement

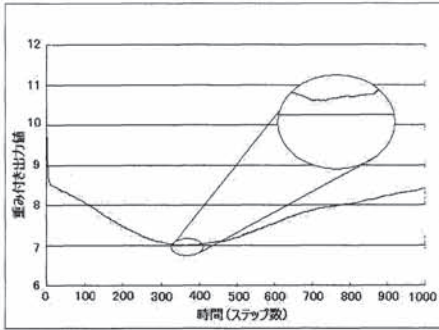


図4 3回目の条件反応 (CR) 動作終了後の重み付き出力値  
Fig. 4 The weighted output value after the third CR movement



図5 CRが消失した際のロボットの動作  
Fig. 5 The robot movement when CR disappears

行する。

### 6.3 学習の消失

学習完了後、学習フェーズで3回目のループが終了したとき、ロボットはブロックに衝突する直前で停止している。しかし、CR動作3回目終了後の重み付き出力値(図4)をみると、全てのステップにおいて、重み付き出力値が閾値を上回っていることがわかる。図5は学習完了後、4回目に動作させたときのロボットの様子である。ブロックに衝突していることがわかる。これにより、CRの消失が確認できた。

### 6.4 再学習

CRが消失したため、再び学習フェーズで学習が行われる。このとき、再学習1回目のロボットの動作では、ロボットは白線を通過後、ブロックに衝突するため、学習が行われる。図6は各ステップにおける、再学習1回目終了後の重み付き出力値のプロット図であり、このとき、重み付き出力値が閾値を下回ることを確認でき、再学習は1回の走行で完了したことがわか

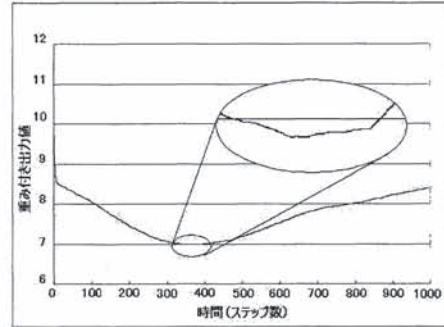


図6 再学習完了後の重み付き出力値  
Fig. 6 The weighted output value after the relearning

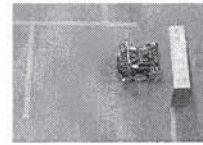


図7 再学習後のロボット動作  
Fig. 7 The robot movement of after the relearning

る。図7は再学習完了後、1回目のロボットの動作の様子である。ブロックに衝突する直前で停止できていることがわかる。つまり、消失したCRを、初めて学習するときよりも、少ない学習回数で再現することができた。以上の結果から、ロボットに瞬目条件反射を模倣させることができたと考えられる。

## 7. おわりに

本研究では、ロボットにおける瞬目条件反射の模倣が可能であることを示した。制御には現行の手法ではなく、脳機能モデルの1つであるインターナルクロックモデルを基にした、タイミング制御法を使用した。この手法により、現行の制御法では実現されていない、予測による制御を行うことができた。本手法を人工筋肉等の制御に応用することは、今後の課題である。

## 参考文献

- 1) Yamazaki, T. and Tanaka, S.: Neural Modelling of an Internal Clock, *Neural Computation*, Vol. 17, pp. 1032-1058 (2005).
- 2) 外山敬介: 神経回路と神経回路網の機能, 脳科学大事典 (外山 敬介 甘利 俊一 (編)), 朝倉書店, pp. 29-34 (2000).
- 3) 齊藤良平: 脳内の Internal Clock の拡張に関する研究, 修士論文, 電気通信大学大学院電気通信学研究所 (2006).