

連想記憶による全身行動パターンの認識, 記憶, 生成

Recognition, Memorization and Generation of Human Motion Pattern by an Associative Memory

下崎 守朗 (東大)
正 中村 仁彦 (東大)

○ 稲邑 哲也 (JST/ 東大)

Moriaki SHIMOZAKI, *Tetsunari INAMURA and Yoshihiko NAKAMURA
Univ. of Tokyo, Dept of Mechano-Informatics, 7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo

Imitation is introduced into learnings of humanoid being based on a biological knowledge of the bi-directional association between recognition and motion generation. But few existing neural network models accord with such bi-direction. In this paper, we suggest an associative memory model which realizes recognition, memorization and generation of human motion patterns simultaneously.

Key Words: Robot Intelligence, Imitation, Associative Memory

1 はじめに

我々は、人間の基本的学習機構の一つであり、人間の知性の起源であるとも考えられているミメシス¹⁾を軸として、他者の行動の観察に基づく動作パターンの抽象化と自己行動の獲得に関する研究を進めている²⁾。ミメシスは動作パターンの認識と生成をベースとした見まね学習機構であるが、この二つのプロセスは、認識の逆が生成、生成の逆が認識という具合に互いに対の関係にある。従って二つの処理を独立に行なうのではなく、同一の計算モデルを用いて双方向的に処理を行なう事が望ましい。双方向的な情報処理は人間の脳の計算理論にも見られ、効率の良い行動生成と行動認識を実現する事が見込まれる。本稿ではそのようなシステムを構築しミメシスシステムへの実装を目指す。

2 連想記憶による全身行動の認識, 記憶, 生成

2.1 連想記憶によるパターンとシンボルの結合 今までにミメシスを構築する上で問題となっていたのが、行動の認識プロセスと、行動の生成プロセスの乖離である³⁾⁴⁾。シンボルとパターンを結び付けるシンボルグラウンディング問題は解決が難しく、一般的な解決方法はまだ存在しないが、本研究で扱うパターンが行動パターンである事に注目して結び付けのモデルを提案する。行動パターンの中には身体的なダイナミクスが含まれており、そのダイナミクスを認識プロセスと生成プロセスで共有化する事で、記憶・認識・生成プロセスが有機的に結合

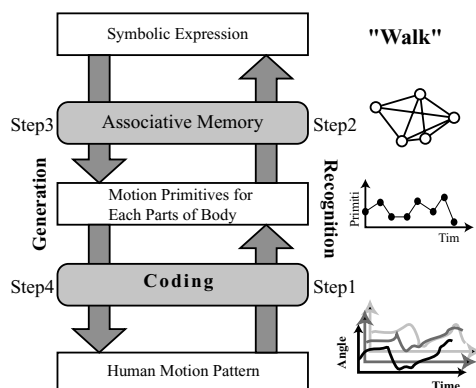


Fig. 1: Overview of mimesis system

し、効率の良い見まね学習が可能になると考える。そこで、そのようなダイナミクスを双方向的に用いる事ができるモデルとして、連想記憶に着目する。

本稿で提案する連想記憶モデルは時系列パターン $P(t)$ を扱う時系列動作パターン部 (Sequential Pattern Part : SPP), “walk” や “run” など、行動パターンを代表するシンボル S_i を扱う静的シンボル部 (Static Symbol Part : SSP), それら2つを繋ぐ役割を果たす動的シンボル部 (Dynamic Symbol Part : DSP) の3つの部分によって構成される (Fig.2左)。動作パターンを記憶する場合には、静的シンボル S_i と行動パターン $P(t)$ を同時に入力し、その二つの対応関係を連想記憶モデルに記憶させる。動作パターンを認識し、それに対応したシンボルを出力する際には、 $P(t)$ を入力し、 S_i を観察する事で認識を行う。動作パターンの生成の際には S_i を入力として、それから連想される動作パターン $P(t)$ を出力する。

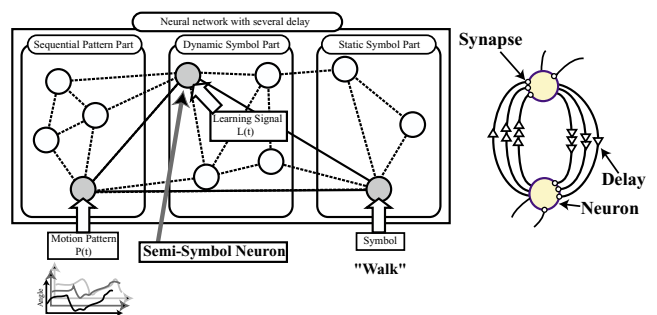


Fig. 2: Overview of neural network with several dead time

2.2 複数のむだ時間経路で結合された神経回路網

ここで、人間の全身行動は時間的・空間的に大きなデータとなるため、計算量を小さく抑える必要がある。そこで「複数のむだ時間経路で結合された神経回路網」を提案する。

各ニューロンは相互に双方向の結合をした構造をしているが各々の間の信号伝達は、Fig.2右のように互いに異なった時間遅れを持つ複数の経路を持っている。認識過程では、この特徴のために、時系列パターンのある瞬間の空間的な情報のみならず、速さおよび加速度の情報を得ていることに等しいと考えられる。そのため時系列パターンの軌跡が空間的に交差しても正しく生成や認識を行うことができる。生成過程ではNNの状

態がある静止パターンに収束せずパターンが遷移しやすくなるため、記憶した時系列パターンの生成が容易になる⁵⁾。また、その事例は生物の情報処理機構においても見受けられ、特に聴覚は結合の時間遅れによって精緻な時間情報の処理を行っていることが知られている。

2.3 行動パターンの生成 既知のシンボル S_i を入力するとそれに対応した時系列パターン $P(t)$ が出力される。これを各関節角に変換することで動作パターンを生成することが出来る。入力が与えられた時の連想記憶モデルのダイナミクスを式(1)(2)に示す。

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i(t) + \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j(t - kT) + z_i \quad (1)$$

$$y_i = \begin{cases} f(u_i) & y_i > 0 \\ 0 & y_i \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 τ は時定数、 n は NN を構成するニューロンの個数、 u_i はニューロン i の内部ポテンシャル、 y_i はニューロン i の出力値、 w_{ij} はニューロン j からニューロン i への結合荷重、 z_i はニューロン i への教師信号強度、 T は時間遅れ、 f はシグモイド関数に相当するニューロン出力関数、 p は一つのニューロンが持つ時間遅れの種類を示す。

SPP の各ニューロンは各関節の角度を意味しており、発火しているニューロンに相当する角度になるように各関節を制御する事によって全身行動を実現する。

2.4 行動パターンの認識 既知の時系列パターン $P(t)$ のみを入力すると S_i に含まれるニューロンの内部ポテンシャルが高くなる。どのニューロンの内部ポテンシャルが最も高いかを調べることによって入力されたパターンが何であるかの認識を行うことが出来る。

2.5 行動パターンの記憶 動作パターンの記憶を行う際には、 $P(t)$ と S_i を同時に与えながら式(3)によってニューロン間の結合強度 w_{ij} を変更する。この結合強度の中に、行動パターンのダイナミクスが獲得されると解釈できる。学習則は次式(3)(4)の通りである。

$$\tau' \frac{d^k w_{ij}}{dt} = -^k w_{ij}(t) + \alpha_i r_i y_j(t - kT) \quad (3)$$

$$\alpha_i = \alpha' \operatorname{sgn}(u_i) f_w(u_i, z_i) \quad (4)$$

ただし、 τ' は、 $\tau' \gg \tau$ なる時定数、 $\alpha', \beta (> 1)$ は定数、 f_w はニューロンの出力関数である。結合強度の更新は教師信号が入力されているニューロンに関してのみ行うため、少ない計算量で学習を行うことができる。一般的全結合を持つ連想記憶モデルにおいて学習にかかる計算量はニューロン数 n に対して $O(n^2)$ で増加するが、本稿の連想記憶モデルでは同時に発火しているニューロン数 v とすると、計算量の増加は $O(n + v^2)$ に抑えることができる。量の増加は $O(n)$ であり、 v が n に比例して増加する場合にでもスパースコーディングによって発火率を低く抑えることができれば通常的全結合連想記憶モデルに比較して少ない計算量で学習を行うことができる。

3 ヒューマノイドを用いた動作生成シミュレーション

実際に人間の歩行行動をモーションキャプチャシステムで計測し、各自由度の関節角度の時系列データを連想記憶モデルに入力する事とした。200[msec] ごとの角度を SPP の一つのニューロンに対応させ、SSP には “walk” や “run” など行動を意味するシンボルを設定した。ニューロンの数は SPP が 300 個、DSP が 390 個、SSP が 10 個、時間遅れとして $T, 2T, 3T$ の3種類の遅れを持つ結合を全ニューロン間に用意した。

その結果、観察された関節角データによく似た行動を生成する事が出来た。Fig.3左に生成された行動の膝関節角度を示す。Fig.4は観測した動作パターン(左の3つ)と、生成された動作パターン(右の3つ)の双方を仮想環境のヒューマノイド上で実行した結果である。

Fig.3を見ると、観察したデータの長さが5[sec]であったのに対し、生成されたのは7[sec]程度になっている。これは生成プロセスの際に、発火しているニューロンを特定する事ができない無駄な時間帯が発生したためである。この時間帯についてはオフラインで動作生成を行い、後処理でカットする。

認識の結果を Fig.3右に示す。ここでは歩行パターンを入力した際の “walk” ニューロンの内部ポテンシャルの遷移を示している。図から分かる通り、入力を開始してから徐々に内部ポテンシャルが高まり、約1.5[sec]経過した後ポテンシャルが飽和状態になっている。あらかじめ閾値を設定しておく事によって、歩行行動である事を認識可能である事が分かった。

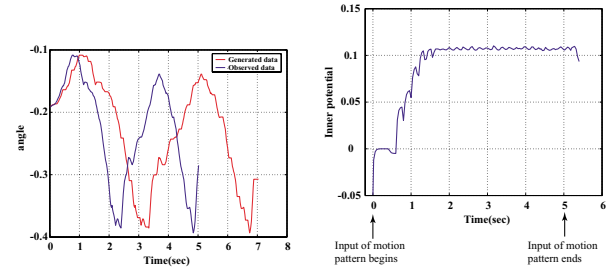


Fig. 3: Generation Recognition result

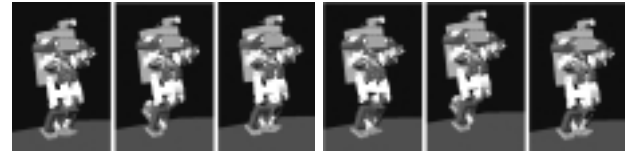


Fig. 4: Reference behavior and generated behavior

4 おわりに

複数のむだ時間経路で全結合された連想記憶モデルを提案し、同一のモデル中で獲得されたダイナミクスを用いる事で認識・記憶・生成の三つのプロセスが実現可能であることを示した。今後は、記憶可能な時系列パターンの種類や自由度の規模など、本モデルの拡張性について、評価・改善を行う予定である。

なお、本研究は科学技術振興事業団 戦略的基礎研究推進事業の「自律的行動単位の力学的結合による脳型情報処理機械の開発」(代表：中村 仁彦)の支援を受けた。

参考文献

- 1) M. Donald. *Origins of the Modern Mind*. Harvard University Press, Cambridge, 1991.
- 2) T. Inamura, Y. Nakamura, H. Ezaki, and I. Toshima. Imitation and primitive symbol acquisition of humanoids by the integrated mimesis loop. In *Int'l Conf. on Robotics & Automation*, 2001.
- 3) 稲邑, 戸嶋, 江崎, 中村. ミメシスループと原始シンボルを用いた全身行動の生成. 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 801-802, 2000.
- 4) 戸嶋, 江崎, 稲邑, 中村. 他者行動の観察と自己行動要素による原始シンボルの生成. 第18回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 803-804, 2000.
- 5) A.C.C.Coolen and C.C.A.M.Gielen. Delays in neural networks. *Eur ophysics L etters* Vol. 7, No. 3, pp. 281-285, 1988.