

時間軸スムージング学習と局所センサ信号の統合

Temporal Smoothing Learning and Integration of Local Sensory Signals

柴田 克成(PY)、岡部 洋一 東京大学 先端科学技術研究センター

〒153 東京都目黒区駒場 4-6-1 email : shibata@okabe.rcast.u-tokyo.ac.jp

Katsunari SHIBATA(PY) and Yoichi OKABE

Research Center for Advanced Science and Technology (RCAST), Univ. of Tokyo

abstract -Temporal Smoothing (TS) Learning is proposed to bind spatial information to temporal information. In this learning, the output of a neural network, which obtains sensory signals as inputs, is trained to change smoothly along time. By this learning, local sensory signals, can be integrated into an analog signal that represents spatial information.

1. はじめに

我々生物は、生きていくために、センサからの信号として現在の空間的な情報を得て、未来という時間に向けて適切な動作を生成しなければならない。そのような意味で、生物にとって、空間と時間の対応付けをすることは非常に重要な意味を持つ。ここでは、この機能を学習によって獲得するための時間軸スムージング学習を提案すると共に、この学習アルゴリズムを用いて、視覚センサのように、局所的な受容野を持つセンサセルからの信号を統合し、アナログ値としての空間の情報を抽出できることを示す。

2. 時間軸スムージング学習による空間と時間の対応付け

図1のように、センサからの信号を入力とする階層型ニューラルネットワークを考える。この時、出力が時間軸に対し滑らかに単調増加していれば、この出力は、センサの信号から時間的な情報を抽出したことになる。例えば、2つのセンサ信号をそれぞれ入力した時の出力同士が近い値であれば、その2つのセンサ信号が得られる状態は、時間的に近い状態であることがわかる。

この出力が時間に対して滑らかに単調増加するためには、出力の時間に対する2階微分値が0になればよい。そこで、出力の2階微分値を誤差としてニューラルネットワークを学習させる、時間軸スムージング学習を提案する。具体的には、毎時間、教師信号 $X_s(t)$ を

$$X_s(t) = X(t) + d^2X(t) / dt^2 \quad X(t): \text{ニューラルネットワークの出力値} \quad (1)$$

とし、Back Propagation 法による学習を小さい学習係数で1回だけ行う。これを強化学習に適用することにより、報酬が得られるまでの所要時間を推定し、その推定値を用いて動作が学習できることが示されている[1]。

3. 空間情報の時間的滑らか仮説と局所センサ信号の統合

我々の住んでいる世界では、動いている物体は、運動方程式に従い、突然消えたり、突然現れたり、原因もなく動いている方向が突然変化することはない。だからこそ、我々は物体の動きを予測し、それに基づいて適切な動作を行うことができると考えられる。これを空間情報の時間的滑らか仮説と呼ぶ。ところが、一般的に、センサは非常にたくさんの局所的な受容野を持つセンサセルを使って空間の情報を獲得する。従って、個々のセンサセルからの信号は、通常、時間的に滑らかではない。にもかかわらず、我々は、空間の情報を連続的に認識することができる。つまり、空間の情報が時間的に滑らかであるという拘束を利用して頭の中で空間を再構成していると考えられる。

そこで、図2のように、動く物体、視覚センサおよびニューラルネットワークよりなるシステムを考える。視覚センサは、4個のセンサセルが1次元に配列されているものとする。それぞれのセンサセルは局所的な受容野を持ち、その中で投影された物体が占める面積の割合を0から1の値で出力するものと仮定する。物体が、左右に行ったり来たりしているとすると、各センサセルの出力の

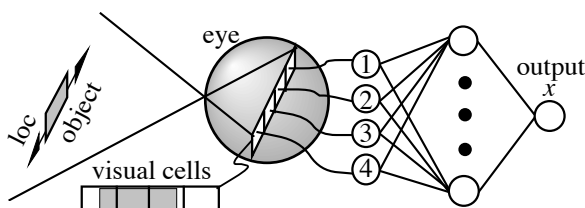


図2 システムの構成

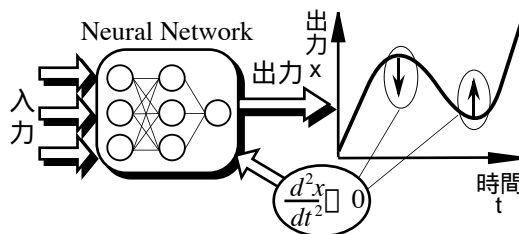


図1 時間軸スムージング学習

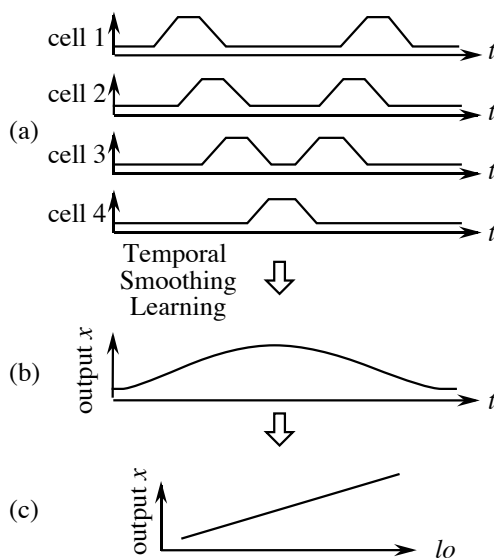


図3 局所センサ信号統合の原理

時間変化は、図3(a)のようになる。各センサセルは、局所的な受容野しか持たないため、その出力は0か1になる場合が多い。このセンサセルの値をニューラルネットに入力し、出てきた出力に対し、前述の時間軸スムージング学習を適用すると、出力は時間に対して滑らかに変化するように学習されるため、出力の時間変化が図3(b)のようになることが期待される。これを、物体の位置 loc に対してプロットすると図3(c)のようになり、物体の位置とニューラルネットの出力に1対1の関係が成り立つ。つまり、ニューラルネットの出力が物体の位置を表現していることになる。ただし、単純に時間軸スムージング学習を適用するだけでは、入力にかかわらず出力が一定値になってしまうため、過去の出力の変動を見て、出力の偏差が大きい時にのみ、さらにその偏差が大きくなるような学習(値域拡大学習)を行う。(詳細は文献[2]参照のこと)

4. シミュレーション

図2のような環境を想定してシミュレーションを行った。物体は、センサセルの2.5個分の大きさとし、視野内を消えることなく93.1単位時間を周期として左右に単振動をしているとした。センサセルの数は全部で30個とした。ニューラルネットは3層で、中間層のニューロン数は30個とした。学習による出力の変化の様子を図4に示す。学習前(図4(a))の出力は物体の位置によらずほぼフラット(図4(a)は縦軸を拡大)であり、微小な乱数によって決定された重み値により多少の変動がある。学習が進むにつれて、値域拡大学習によって、偏差の大きいところが徐々に拡大され、さらに、時間軸スムージング学習によって、その間が滑らかに変化するようになっていく(図4(b)(c))。さらに学習が進むと、曲線上の山と谷が徐々に端に移動し、最終的に物体の位置と出力が1対1の対応関係がとれている(図4(d))。山と谷が端の方に移動するのは、視野の両端で物体が折り返す際に時間軸スムージング学習が働いた結果と考えられる。

次に、物体が視野から消える場合のシミュレーション結果を図5に示す。物体が視野の左から消えても右から消えてもセンサの出力は全て0になるため、ニューラルネットの出力も同じ値になる。従って、視野の右端と左端で出力が同じ値になる拘束が働き、図のように1周期の \sin 曲線に近い形になった。実世界での物体の動きを考えると、物体が視野から消える設定の方が自然であるが、出力と物体の位置の間に1対1の対応関係はとれなかった。これを解決するには、物体が右から消えた時は物体がさらに右にあるといった情報をニューラルネット内で保持する必要があり、リカレント構造のニューラルネットの適用等が考えられる。

最後に、物体が前後に単振動している場合をシミュレーションした結果を図6に示す。図6は、物体の前後の位置および視覚センサ上に投影された物体像の大きさの両者に対する出力の値をプロットした。このことから、物体が前後に動いていても同様のアルゴリズムでその位置の情報が抽出できることがわかった。さらに、物体の位置が真ん中あたりの時に出力もほぼ0.5に近く、逆にセンサ上の物体の大きさが真ん中あたりでは、出力の値は0に近いことから、変化している情報をうまく均等に配分する働きがあることがわかった。

5. 結論

センサからの信号として得られる空間の情報から時間の情報への対応付けを行うための時間軸スムージング学習を提案した。また、これを用いて、視覚センサなどの多数の局所センサ信号を統合し、空間情報をアナログ値として抽出する方法を提案した。

参考文献

- [1] K. Shibata and Y. Okabe : "A Robot that Learns an Evaluation Function for Acquiring of Appropriate Motions", Proc. on WCNN '94 San Diego, vol.2, pp. 11-29 - 11-34 (1994)
- [2] 柴田克成、岡部洋一, "時間軸スムージング学習による局所センサ信号の統合と空間情報の抽出", 日本神経回路学会誌, Vol. 3, No.3 (1996) 掲載予定

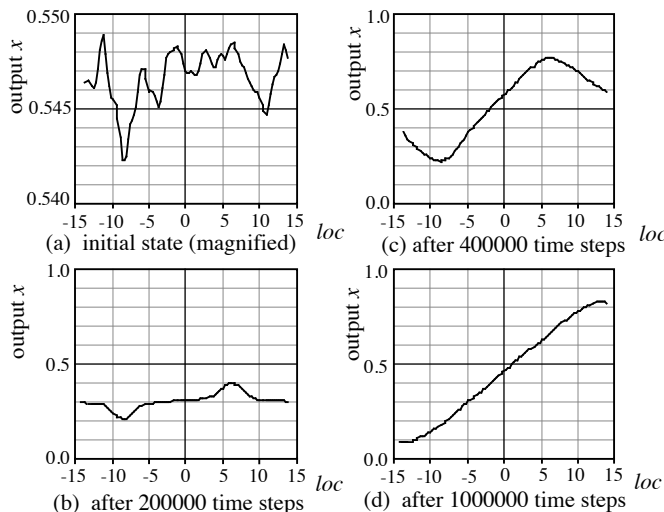


図4 物体の位置に対する出力の学習による変化

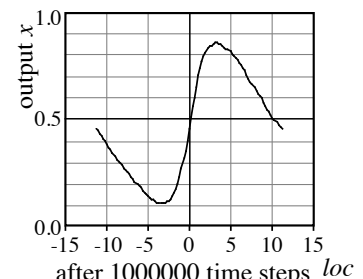


図5 物体が視野から消えた場合の学習後の出力

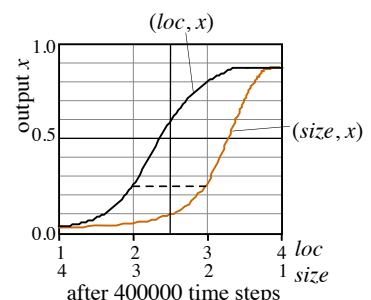


図6 物体が前後に動いた場合の学習後の出力