

機械学習における学習過程の可視化モデルの提案

小田明人[†] 高丸尚教[†]

[†] 中部大学工学部

1 はじめに

我々は小脳運動学習過程や機械学習過程における時系列変化の解析を行うため、学習過程の相関係数を仮想三次元空間内に投影されたノードに付与し分子動力学法 (MD 法) を用いて、一つの粒子と見たることにより、拡張型 MD 法というべき Quasi-MD 法を開発してきた。従来手法では、学習ノードの挙動を解析する手段がないため、感覚的にしか挙動による学習の違いを把握することができなかった。そのため、ノード数が少量ならば挙動の把握に関しては問題ないが、ノード数が増えるほど正確な挙動の把握が困難となっている。そこで、本研究では単純連想記憶型及び三層ニューラルネットワークを解析対象とし、ノードの挙動を角度成分に読み替え、角度分布のヒストグラムによるノード挙動の正確な分布、およびエントロピーを用いた全ノード挙動における時間的変化の正確な解析手法を提案する。

2 特定ノードの挙動の把握

図 1 は一つのノードの軌道を赤線で追跡して表したものであり、縦軸が y 成分、横軸が x 成分である。このように、挙動が拡散しているノードは常に一定の位置に収束しないため、時間的挙動の把握が困難であり、図 1 のように軌道を線で表しても大体の収束位置はわかるものの、他の拡散している部分については詳細が不明である。そこで、ノードの位置成分を角度成分に読み替えることにより拡散しているノードの挙動がどのように分布しているか正確に把握することができる。これにより、時間的挙動を把握することはできないが、従来の手法では不明だった挙動が拡散しているノードの相関の強弱を図 2 のように明確に表すことができる。

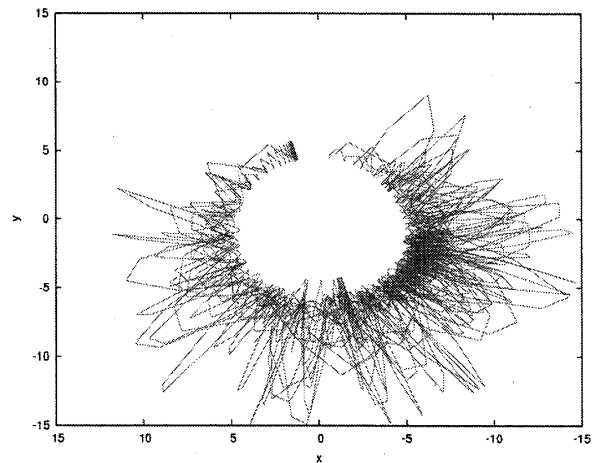


図 1: 拡散した一つのノードの挙動

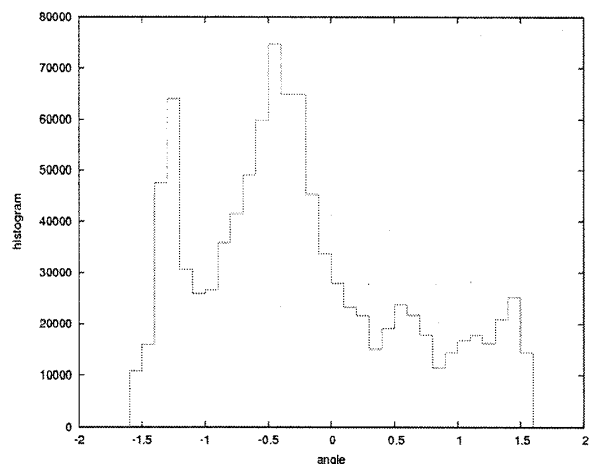


図 2: 角度分布を表すヒストグラム

Proposal of visualization model of learning process in machine learning

Akihito Oda[†], Hisanori Takamaru[†]

[†]Chubu University
487-8501, Kasugai, Japan
oda@ss.cs.chubu.ac.jp

3 全ノード挙動の時間的变化

まず、各時間ごとの全ノード挙動の角度成分 $f(\vartheta, t)$ を求めた後、

$$S(t) = - \int_0^{2\pi} f(\vartheta, t) \log f(\vartheta, t) d\vartheta \quad (1)$$

で定義するエントロピー $S(t)$ を求める。図 3 は $S(t)$ の時間発展を示している。この図より学習初期段階の $t = 100$ までに $S(t)$ は 10% 減少している。その後周期 200 程度のゆっくりした振幅を繰り返し、その中で、周期 150~200 程度の鋭いスパイク構造が見える。エントロピー値が減少傾向にあることは負のエントロピー生成率を持つことを意味し、三層ニューラルネットワークのような統計的に Grand Canonical になっているものにおいて、構造形成 (学習の進行) が進んでいることを示している。

図 4 は学習失敗時のエントロピーで、学習成功時のグラフである図 3 と比較すると、目立ったスパイク構造は存在せず、一定値である時間が長い。これらから学習の進行が遅い、もしくは停滞していることがわかる。図 3 図 4 からわかるように、学習の成功、失敗といった結果は学習過程でも明確な差があることがわかる。

4 まとめ

ノードの挙動を角度成分に読み替えることにより、従来手法では出来なかった拡散した挙動の角度分布、および、角度成分をエントロピーに変換することによる学習に影響を与える成分の確認することができた。今後は、間欠的に鋭いピークが発生しているので、この原因を求めていく

参考文献

- [1] 片岡: 分子動力学法とモンテカルロ法, 講談社サイエンティフィク, 1994
- [2] A.Hinchliffe: 初心者のための分子モデリング, 地人書館, 2008
- [3] T.kohonen: 自己組織化と連想記憶, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1993
- [4] 相吉: メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, 2007

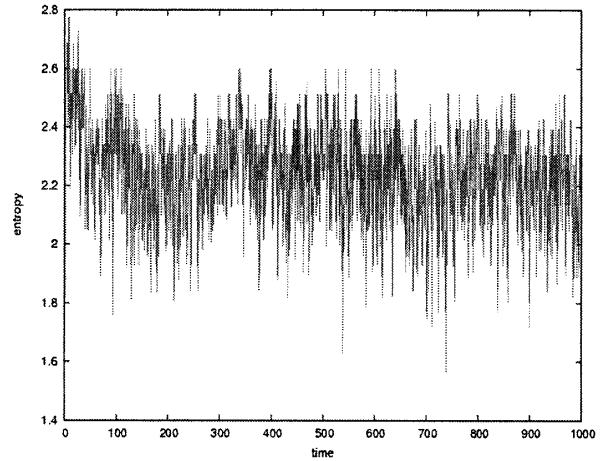


図 3: 全ノード挙動のエントロピー

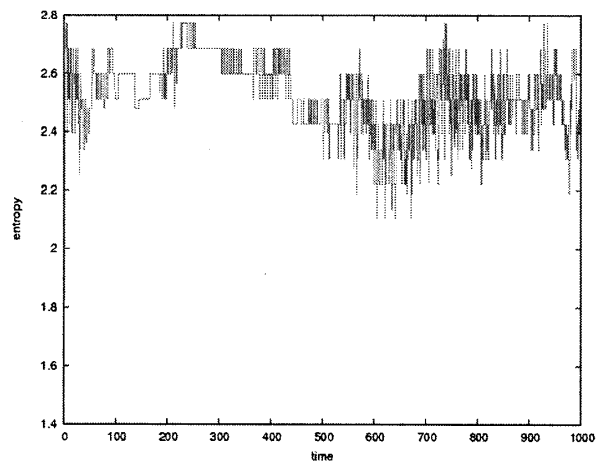


図 4: 学習失敗時の全ノード挙動のエントロピー