

ニューラルネットワークによるベクトル場の学習と生成

6E-2

長山 格 赤松 則男

徳島大学工学部

まえがき

ニューラルネットワークは、その構造的特徴からみて階層型と相互結合型の2種類に大別される。これらはネットワーク構造や学習規則が簡潔な形に表されるため取扱いが比較的容易であり、様々な問題への応用が可能である。

ところが、学習の結果として得られるニューラルネットワークの能力は限定されたものになってしまう。すなわち、階層型ネットワークはある時点の入力信号によって出力信号が決定されるパターン変換を行い、相互結合型では出力信号は初期値に依存するが、最終的にある状態に到達する。従って、ニューラルネットワークの学習後の動作は入力信号あるいは初期値に依存するという点で比較的単純であり、オートマトンのような自律的動作は困難であるため、ある意味で多様性が失われるといえる。

一方、決定論的方程式から生じる運動に関するカオスの多様性は、非常に豊かな変化を持つことが知られている。その多様性は一定の領域を不規則に埋め尽くしつつ重畳することがないという特徴を持つ。しかも、その運動は不規則的でありながら一定の秩序のもとで変化し、アトラクタといわれる特定の構造を持つ。従って、ニューラルネットワークにカオスチックな運動を近似的に学習させることができれば、学習後の動作が多様性を持つことが期待される。本稿では、回帰結合を有する階層型ネットワークを利用し、相空間におけるベクトル場としてのカオスアトラクタを学習させることを試みる。その結果、構造的に安定でありながら複雑性、多様性を有するアトラクタの運動が獲得され、ニューラルネットワークによる軌道の自律的な生成が可能であることを示す。

4層フィードバックネットワーク

式(1)はRoessler方程式として知られる微分方程式であり、その変数xに関する解は図1のように不規則なカオスの変動を行う。すなわち、時間軸上での系列の推定は極めて困難である。

$$\left. \begin{aligned} dx/dt &= -(y+z) \\ dy/dt &= x+ay \\ dz/dt &= b-(c-x)z \end{aligned} \right\} (1)$$

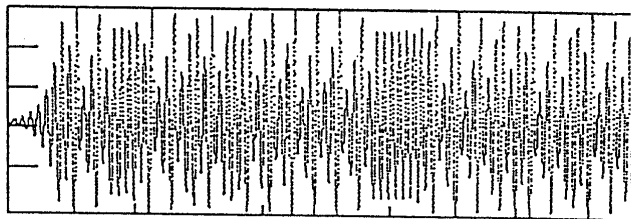


図1 変数xに対する式(1)の数値解

しかし、相空間における解軌道として捉えた場合は空間的相関を持つ系列とみなすことが出来る。従って、系列データを扱えるような構造を持つネットワークであれば、相空間における解軌道(アトラクタ)を学習させることが可能である。

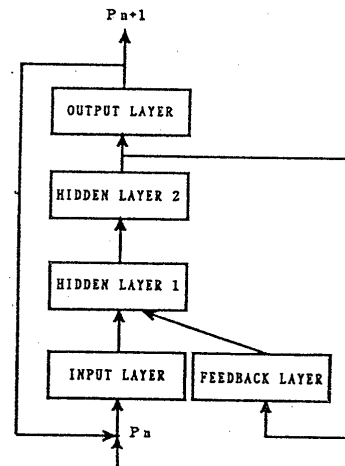


図2 4層Feedback型ネットワーク

図2に、学習に用いるネットワークを示す。全体は4層構造であり、出力層から入力層へのフィードバックと第2中間層から入力層へのフィードバックを持つ。このとき、中間層に十分な個数を持つ3層ネットワークは任意のマッピングが可能であることが示されているので、入力層から

第2中間層までの3層に跨る変換により柔軟な非線形変換が実現される。また、この第2中間層からの回帰によって十分な変換を受けた情報が入力層にフィードバックされる。出力層からのフィードバックはニューラルネットワークによる自律的な出力を可能にする。ただし、フィードバックにはいずれも結合係数を設定しない。学習則はBP法を使用する。学習則としてBP法は十分汎用性を持つと考えられ、階層型ネットワークと併せて簡潔な構成ができるという点で有利である。

### 実験方法

式(1)の数値解の相空間における系列、すなわちアトラクタを学習データとしてニューラルネットワークに与え、学習を実行した。このとき、学習するアトラクタ上における一点を $P$ とすると、ネットワークは入力 $P_n$ に対して、 $P_{n+1}$ を出力する。また、図3に学習データの $x-y$ 平面図を示す。ここで、本来のアトラクタの初期軌道には中心部分に稠密な回転軌道が存在するが、学習データからはこの稠密な回転部分を除くため、式(1)の解において十分時間経過後のデータを学習させる。

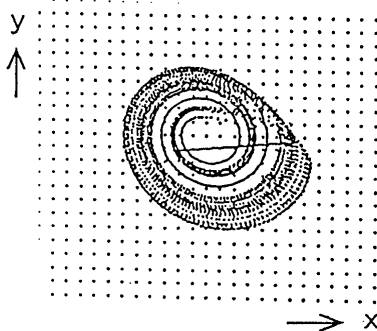


図3 学習データの $x-y$ 平面図

### 実験結果

図4に学習終了後のニューラルネットワークにおける任意の初期点からの出力を示す。明らかにRoesslerアトラクタと同様の軌道が生成されていることがわかる。この軌道はニューラルネットワークに相空間内のいかなる初期点を与えても同様に生じており、安定的なベクトル場を形成していることがわかる。また、出力点是不規則に軌道を辿りながら、領域を非常に稠密に埋めていることがわかる。これは出力の多様性の現れとみることができる。さらに学習データからは除いた中心付近の回転軌道が明確に出力されている。学習後のニューラルネットワークは、初期点を与えると自律的に軌道を生成していくが、学習したアトラクタの構造を非常に良く近似していることがわかる。

出力の位相的特性をみるため、 $x-\dot{x}$ 平面上にニューラルネットワークの出力を表示すると図5となり、本来のア

トラクタと定性的には同じであることがわかる。

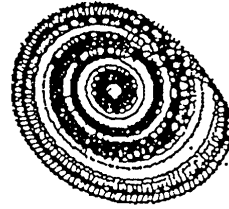


図4 学習後のニューラルネットワークの出力

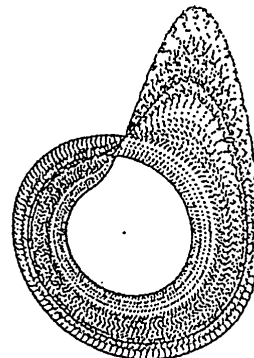


図5 学習後のニューラルネットワークの $x-\dot{x}$ 位相平面出力

### まとめ

本稿では4層フィードバックネットワークを利用して、ネットワーク出力の多様性を実現することを試みた。対象としてカオスアトラクタを学習させた結果、ニューラルネットワークはアトラクタの複雑な変動を獲得し、自律的に軌道を生成することが示された。

### 参考文献

- [1] Rumelhart D.E et.al. : "Parallel Distributed Processing"; MIT Press, (1986).
- [2] 相澤訳：カオスの中の秩序；産業図書，(1991)。
- [3] K.Doya, S.Yoshizawa: Adaptive neural oscillator using continuous-time back-propagation learning; Neural Networks, 2, (1989)。