

岩手大学農学研究科 韓 氷 鳥巢諒 中島章仁

[キーワード] ハス, 発熱, NN モデル, シミュレーション, 予測

1. 研究の目的

生物システムにおいて観測される非線形ダイナミクス現象に関する研究には、カオス解析が良く使われている。ハスは開花時期に発熱し一定期間恒温を保つことが知られている。ハスの場合には、周囲温度と体温との差が小さいため、カオス的挙動すなわち発熱温度の予測は困難である。そこで本研究では、非線形問題に適したNNを用いることにより、ハスの体温変化予測モデルを構築し、短期予測の可能性を試みた。

2. 予測モデルとその利用

本研究のハス体温変化のシミュレータとは、NNの予測機能を用い、発熱しているハスの体温変化を表すモデルである。具体的な手順としては、(1)ある測定区間における環境状態とハスの体温状態変化から、ある時間経過したあとのハス体温を推定する数式モデルを作る。(2)次に、どの位の時間であれば予測可能であるかという、短期的予測の可能性を検討する。(3)その結果、ハスの臨界時間について、総合判断する。

3. NNモデルの構造

NNの構造は問題によって色々変化する。学習可能性が保証されていれば、どのような層数、どのようなユニット数でも構わないが、他方その理論的保証はない。^[1] 神経回路網の研究者たちも何層構造の神経回路網にするか、隠れ層のユニット数は何個にするか、学習パラメータをどのように決定するかという問題に対しては、自らの経験と試行錯誤によって決定しているのが現状である。一般に、層数が多くし、ユニット数が多くすればするほど、識別能力が上がると言われている。しかし、階層型神経回路網の代表的な学習方法であるBP (Back Propagation) は、最急降下法によって2乗誤差の最小値を求めるため、層数とユニット数が多くなるに従って、局所的な極小値に陥ることが多くなる。^[2]

本研究に用いるNNモデルの構造は、3層4入力1出力の階層型の構造である (Fig1)。隠れ層のユニットの数を3とした。本研究では、多層ニューラルネットワークの代表的な学習アルゴリズムである逆伝播学習法 (BP学習法) を用い、教師信号の学習回数を10万回、入出力関数として、シグモイド関数を用いた。

4. 結果及び考察

今回の体温測定実験のサンプル数は40データであるが、その中で、3例 (データ 2-N08 と 2-N11 と 2-N20) のある測定時間のデータ - を取り、教師信号としNNモデルを訓練した。

Fig 2 に示したように、ハスが発熱している場合は、シミュレータの出力と教師信号はいずれでもほとんど重なっていることが分かったすなわち、よく近似できていることがわかる。

Fig 3 は、2つの信号には少し偏差がある。これは教師信号を取るときに、センサーの挿し方の影響があるのではないかと考えられる。従って、ハス体温シミュレータの出力と比べると、教師信号が少し小さくなったため、軌跡の差が出てきたものと思われる。しかし、全体的に軌跡が良く重なり、この程度の誤差であれば、十分満足できる範囲であると考えられる。

以上の結果により、NNによる発熱するハス体温変化シミュレーションモデルは、発熱しているハスの体温変化を記述できるといえる。

Fig 4 にNNによる発熱するハス体温変化予測を示した。このとき、前回計算したハスの温度を今回の入力（ハスの温度）とし、ハス体温変化を計算した。その結果、20分以内におけるハス体温変化を予測することができることが分かった。

参考文献 [1] 甘利俊一：Information & Computing-75 ニューラルネットの新展開，サイエンス社

[2] 安居院 猛，長橋 宏，高橋裕樹：ニューラルプログラム，昭晃堂

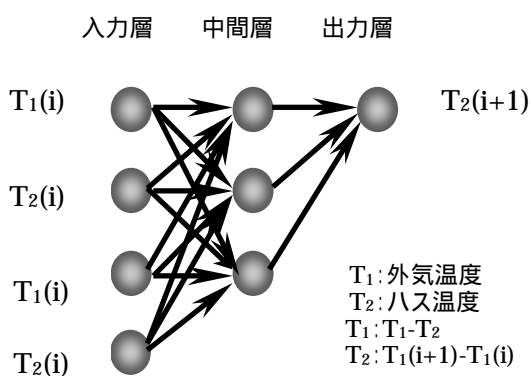


Fig1: NNモデルの構造

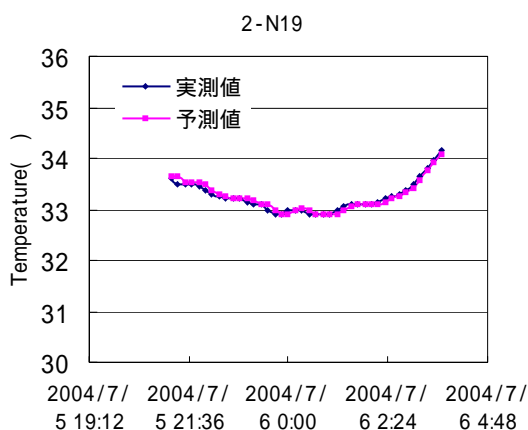


Fig2: 2-N19のシミュレーション

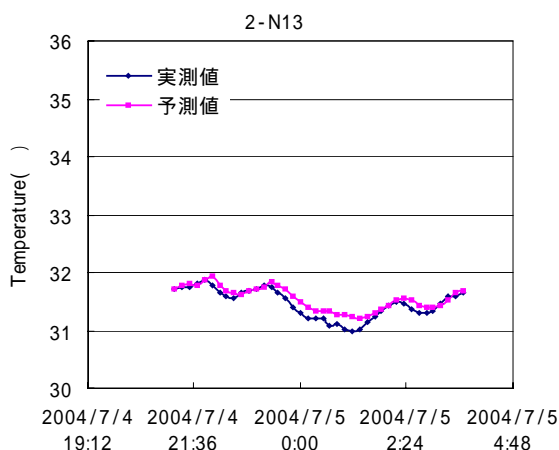


Fig3: 2-N13のシミュレーション

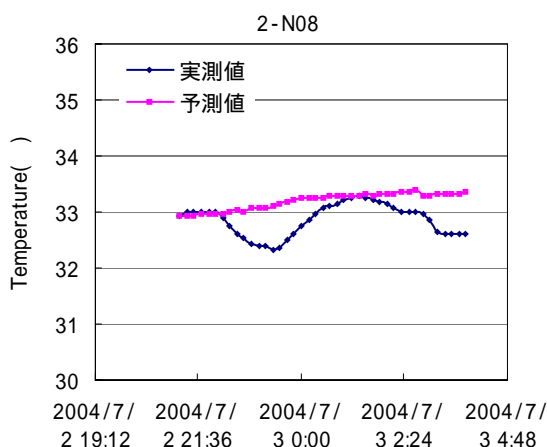


Fig 4: 2-N08 発熱している体温の予測