

SRC Tipsのバージョンアップ (推進性能推定の精度向上)

1. はじめに

SRC船型設計システム(SRC Tips)は、初期計画時の船型要目の決定や線図の創生を支援するプログラムです。2009年6月に船型決定作業を行う3つのアプリケーション(Tips Sp,Op,Sk)、2010年6月から補助作業を行うアプリケーション(Tips Id,Ar)の供用を開始しました。現在、7社(9ライセンス)に導入をいただいております。HRC(造工中手船型研究会)においてもSRC Tipsを使用した船型開発が進められております。また一方で、昨年からSRC Tipsの核となる推進性能推定の精度向上を図るために、共用開始以来二度目のデータベースの更新と計算方法の見直しを行ってきました。

今回のSRCニュースでは、今年度にバージョンアップを予定しているTips Spのデータベース更新と推進性能推定の精度向上についてご紹介いたします。

2. データベースの更新

Tips Spでは、SRCの模型試験データをニューラルネットワークと呼ばれる手法で解析し、船型を表すパラメータから直接、浸水表面積係数、造波抵抗係数、形状影響係数、自航要素といった推進性能パラメータを推定しています。ニューラルネットワークとは、脳神経系の情報処理機構を模倣した数理モデルで、与えられた入出力データに基づく学習を通して、必要とされる情報処理を実現するものです。現バージョンのニューラルネットワークの学習には、1978年から2004年までの模型試験データ約1,100載貨状態を使用して学習を行い、推進性能パラメータを推定していました。今回のデータベース更新では、最近の模型試験データ約270載貨状態に加え、1978年以降の模型試験データ約850載貨状態を新たに追加し、これによりデータ数が約50%増加しています。図-1に主要

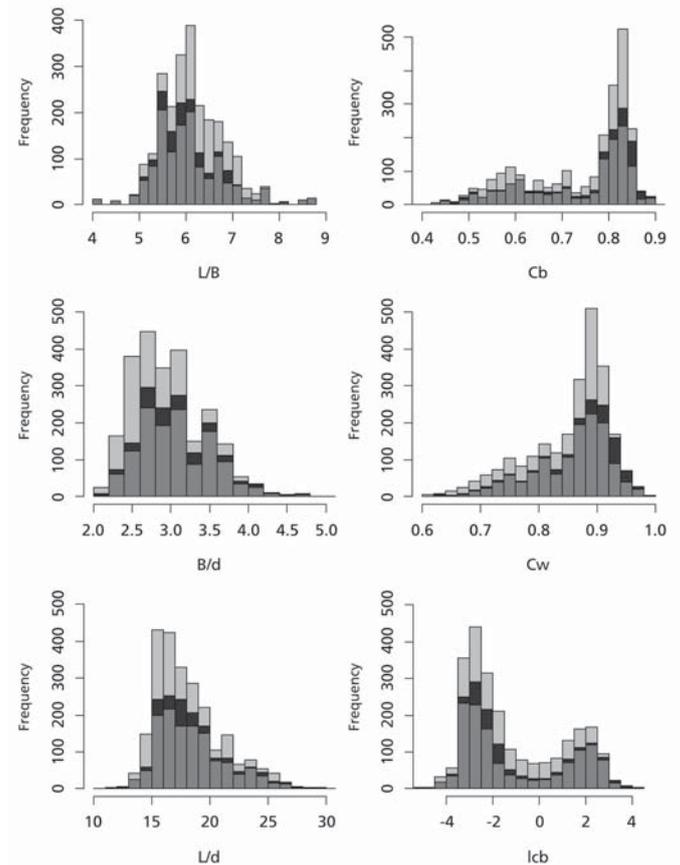


図-1 主要目の頻度分布

目の頻度分布(■: 現バージョンのデータ、■: 最近の模型試験データ、■: 1978年以降の模型船データ)を示します。

3. ニューラルネットワーク構造の見直し (中間層の検討)

Tips Spのニューラルネットワークには、階層型ニューラルネットワークを用いています(図-2)。この階層型ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層のネットワークで構成されており、入力層と出力層のニューロンの個数は、それぞれ説明変数(船型パラメータ)、目的変数(推進性能パラメータ)の数である程度決定されますが中間層のニューロンの個数の決定方法は知られていません。一般に中間層のニューロンの個数を増やすことによって、より複雑な関数を近似することができますが、安易に中間層のニューロン数を増やせば過学習となり、未学習データに対して当てはまり(汎化性)が悪くなるといわれています。

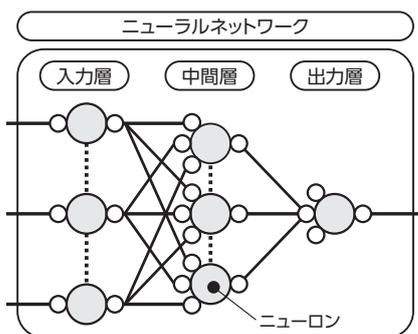


図-2 階層型ニューラルネットワーク

そこで今回のバージョンアップでは、2.で更新したデータベースをニューラルネットワークに使用する学習用データと汎化性の評価に使用する未学習用データ(全データの1割を使用)に分け、中間層のニューロン数を変更してニューラルネットワークの学習を行い、最適な中間層のニューロン数の決定を行いました。なお、中間層のニューロン数の決定には、オープンソース・フリーソフトウェアの統計解析向けプログラム言語のRを使用しています。

図-3、4に新しいデータベースにおける中間層のニューロン数の検討結果の一例(形状影響係数:K、造波抵抗係数:rw)を示します。図-3(形状影響係数)において、中間層のニューロン数8の時、未学習データの実験値と推定値の相関係数が最も高く、中間層のニューロン数16以上で、未学習データの実験値と推定値の相関係数が一定となる傾向があり、図-4(造波抵抗係数)では、中間層のニューロン数8の時、未学習データの実験値と推定値の相関係数が最も高く、中間層のニューロン数32以上で、未学習データの実験値と推定値の相関係数が一定となる傾向が見られました。

次に図-5、6に新しいデータベースと現在のデータベースにおけるニューラルネットワークの未学習データの推定値と実験値の相関関係について示します。現在共用しているニューラルネットワークにおいても、汎化性の評価を行い過学習とならないように最適な

中間層ニューロン数(ニューロン数7程度)を決定し、さらに再構築学習を行うなどの方法で汎化性の向上を図っています。しかし、現データベースは新しいデータベースに比べデータ数が少ないためニューロン数が過多である場合、未学習データの推定精度は急激に悪化しています(ニューロン数20程度)。一方新しいデータベースでは、教師データの増加により推定精度の向上とともにニューラルネットワーク構造の選定が最適でなかった場合でも推定精度の大幅な悪化は避けられる構造となっています。

4. おわりに

データベースの大幅な拡張によって、推進性能推定の精度向上が確認できました。また、今回ご紹介した中間層ニューロン数の決定にはRプログラムを使用しましたが、Tips Spの最終リリースでは、再構築学習法を考慮したプログラムによって構築したニューラルネットワークを利用して推進性能推定を行います。再構築学習法を考慮することで、最適な中間層ニューロン数でのニューラルネットワークの構築が可能となり、さらなる推進性能推定の精度向上がはかれると考えられます。

(技術開発部 西村洋佑)

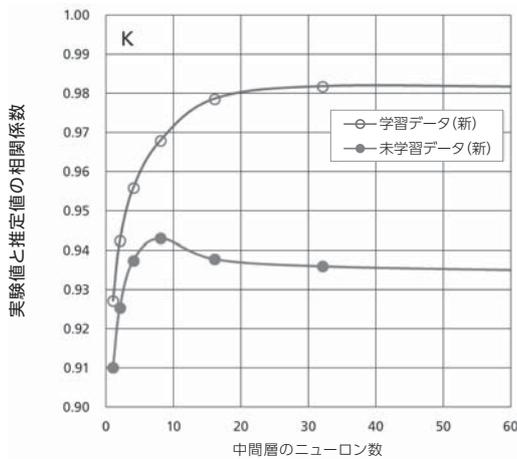


図-3 中間層の検討結果(形状影響係数)

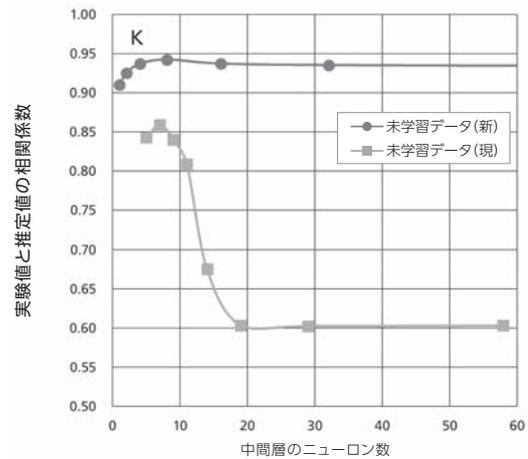


図-5 新旧データベースの汎用性(形状影響係数)

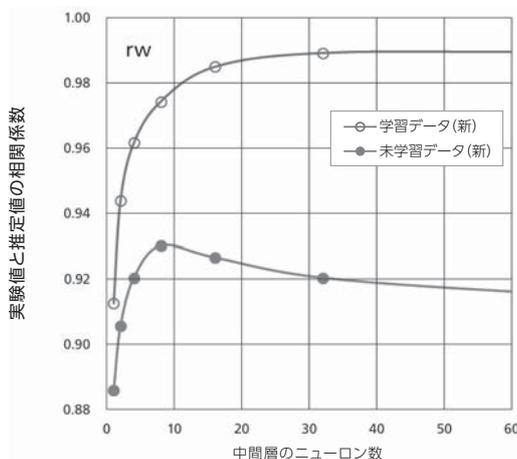


図-4 中間層の検討結果(造波抵抗係数)

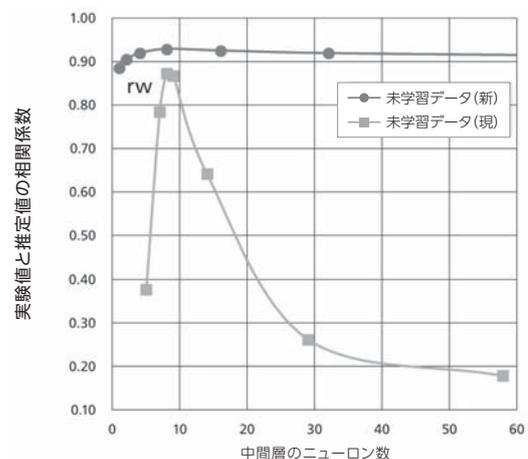


図-6 新旧データベースの汎用性(造波抵抗係数)