

14. メッシュ気候値推定手法の比較に関する研究

環境立地学研究室 MT

1. はじめに

観測地点のない場所での気象要素を地形特徴量から補間・推定し、メッシュ気候値を作成することについては、さまざまな研究例があり、農業気象などへの応用がなされている。測定間のデータを推定する手法として、重回帰分析とニューラルネットワーク(以下、ニューラルネット)があるが、両者の手法を比較した例は少ない。そこで本研究では、北海道地方を対象に、気象庁の地域気象観測システム(Automated Meteorological Data Acquisition System: 以下、アメダス)と、国土地理院の国土数値情報 250m メッシュデータ(以下、250mDEM データ)を用い、重回帰分析とニューラルネットによりメッシュ気候値の推定を行い、両者の精度の比較、検証を行った。

2. 研究方法

気象要素にはアメダス平年値(1971～2000年)より、気温、日最高気温、日最低気温、風速、日照時間、降水量、合計6要素各140地点についての年平均値を、また、地形特徴量の算出には250mDEMデータを使用し、緯度(°)、経度(°)、標高(m)、傾斜度(南北方向、東西方向)(m)、傾斜の割合(%)、有効起伏量(m)、開放度(°)、ラブラシアンフィルター(m)、海岸距離(m)の11種を用いた。

まず、書く観測地点における地形特徴量と気候値の元データから半分をランダムに抽出し、片方を推定式作成用データ、もう片方を検証用データとした。

次に、推定式作成用データに対して重回帰分析、及びニューラルネットにより気候値を推定する計算式を作成した。重回帰分析はExcel (Microsoft社)上で行い、各気象要素を従属変数、地形特徴量を説明変数とした。ニューラルネットの学習には、Visual Basic(Microsoft社)で記述したバックプロパゲーションアルゴリズムを用い、図1のように地形特徴量を入力層、気候値を出力層とし、中間層は1層とした。学習回数は1000回とした。得られた推定式に検証用データの地形特徴量を代入し、気候値の推定値と実測値の標準偏差を比較した。

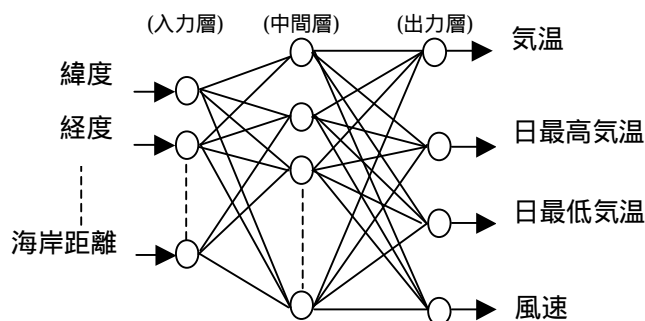


図1 ニューラルネットワーク概念図

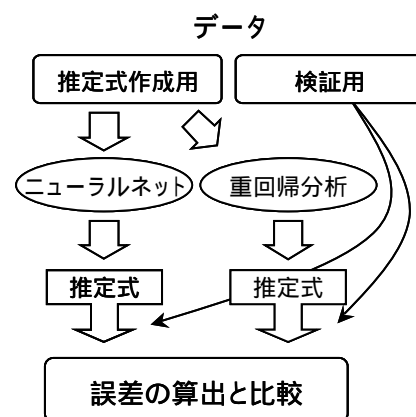


図2 推定手法検証のフロー

3. 結果

図3に、各気象要素の両手法のRMSE (Root Mean Square Error) を示す。推定式作成用データでは、全ての気象要素についてニューラルネットのRMSEは重回帰分析より低い、検証用データについては、日最低気温のみについてニューラルネットがやや低く、他の気象要素については重回帰分析の誤差の方がやや低い値を示した。

図4、5は日最低気温における観測地点別の誤差を示したものである。推定式作成用データと検証用データとでは全体として誤差の大きさは異なるが、誤差が大きく現れる地点はニューラルネット、重回帰分析でほぼ一致することがわかった。

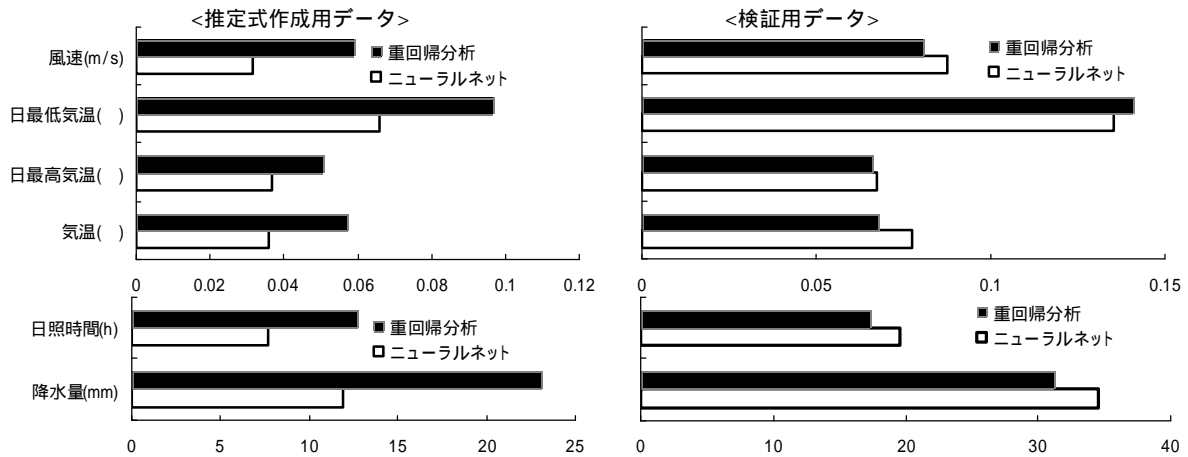


図3 推定式作成用データと検証用データのRMSE

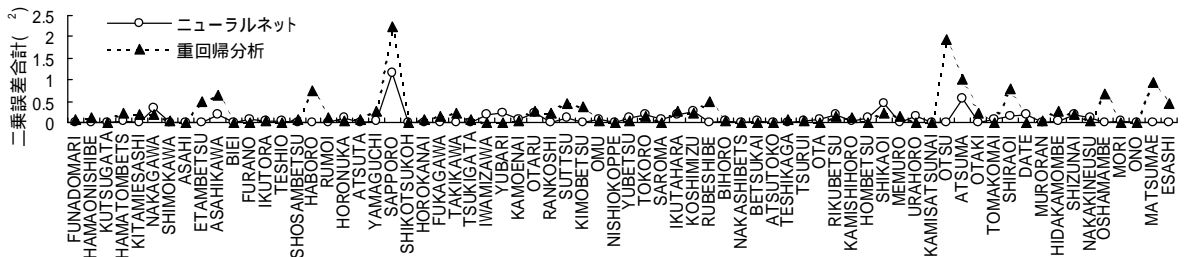


図4 推定式作成データ気温の観測地点ごとの誤差

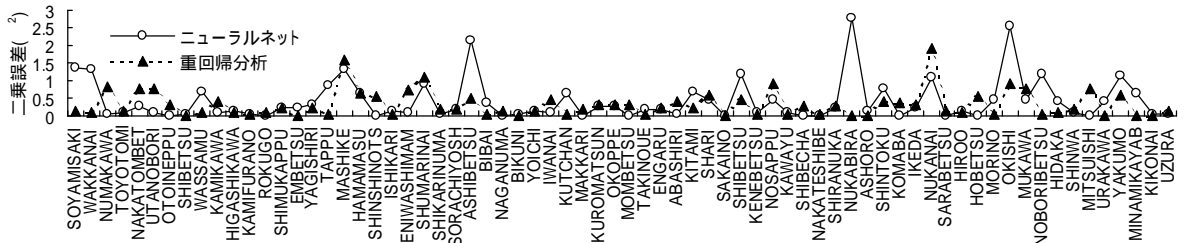


図5 検証用データ気温の観測地点ごとの誤差