

Mixture of Experts による気温の予測

梶 雄大[†] 平原 誠[†]
[†] 法政大学大学院理工学研究科

1. はじめに

吉川ら[1]や宮崎ら[2]はニューラルネットワーク(NN)を用い入力に植生指標や海岸距離を使用するなど工夫をすることで気温を予測した。

本研究では季節による気温の高低差の違いなどを考慮するため学習データの分割に注目した。そのため学習データを分割せずに学習した1個のNNで気温を予測するより、学習データを季節別、月別などに分割し、それぞれのデータごとに学習した複数のNNで予測することで精度が上がると考えた。

学習データの分割でNNの作成者が手動分割すると、分割に作成者の意図が入ってしまうことや、作成者が気づかなかった良い分割方法を見逃してしまうため、本稿ではMixture of Experts(ME)を用いて気温を予測し、学習データの自動分割の効果を検討する。

2. Mixture of Experts(ME)の利用

MEは、図1に示す構造をしており、複数のエキスパートネットワーク(EN)と1個のゲーティングネットワーク(GN)で構成されている。ENは予測を出力するネットワークで、GNは入力にふさわしいENを選択するネットワークになっている。

学習により何かに特化したENの中から最適なENをGNによって自動選択するため、本稿ではMEを利用することにした。

GNの効果を確認するために、ENの重みに学習データを季節ごとに分割し学習させたNN(季節NN)を設定したMEを学習させた。このMEはENの重みを更新せず、GNのみを学習する。季節に特化した季節NNをENに設定することで、GNが学習データを季節で分割するはずである。

この学習の結果、GNは季節で学習データの分割をしたことが分かった。これはMEによる学習データの分割が可能であることを示している。

3. MEの学習

ENの重みを乱数で設定してMEを学習させた場合、特定のENがGNに選択され続け、1個のENのみで予測してしまうことが分かった。1個のENで予測することは1個のNNを予測することと同じである。1個のENで予測することを防ぐためにENの重みに学習済みのNNの重みを設定する。

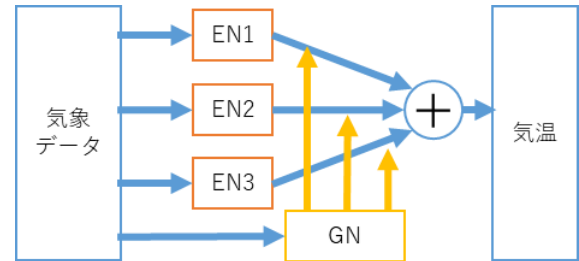


図1. 気温予測のMEの構造

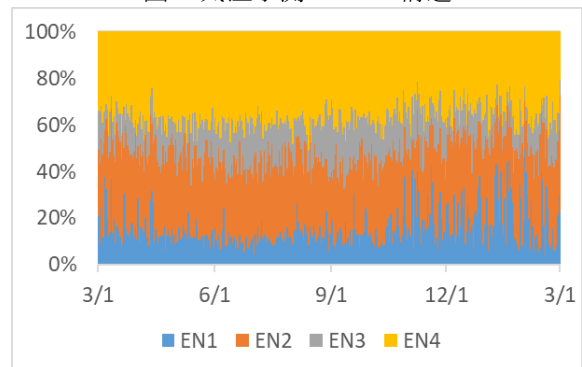


図2. 学習後のGNの結果

ENは学習済みENを設定し、GNは乱数で設定する。ENとGNの重みの両方を更新するようにMEを学習させた。

学習後のGNの予測結果(図2)より、EN1は12月から2月にかけて多く選ばれ、EN4は6月から8月にかけて多く選ばれていることが分かる。これはEN1が夏に特化し、EN4は冬に特化したためと考えられる。また、EN2とEN3は2週間程度の周期で気温が変動する特徴をとらえていることが分かった。

EN1とEN4が得た特徴は夏と冬の季節NNと同様であると考えられ、これはあらかじめ想定できた分割だった。しかしEN2とEN3の分割は気づかなかった分割だった。MEの予測精度はNNの予測精度より良い。したがって気温の予測におけるMEの学習データの自動分割の効果はあると考えられる。

参考文献

- [1] 吉川敏則, 田中賢次, “階層型ニューラルネットワークを用いた局所的最低気温の予測,” 電子情報通信学会論文誌, Vol. J81-D2, pp. 453-454, 1998.
- [2] 宮崎ひろ志, 森山正和, “ニューラルネットワークを用いた気温分布推定に関する研究,” 日本建築学会計画系論文集, Vol. 543, pp. 71-76, 2001.