

# Mixture of Experts による気温の予測

梶 雄大<sup>†</sup> 平原 誠<sup>†</sup>  
<sup>†</sup> 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1つのニューラルネットワーク(NN)を用い入力する特徴を工夫して通年の気温を予測した。しかし、気温は季節によって日較差や気温の高さなど特徴が異なる。そのため学習データを特徴で分割し、複数のNNで予測することで精度を高められると考えた。本稿では、Mixture of Experts(MoE)を用いて気温を予測し、学習データ自動分割の効果を検討する。

## 2. 気温の予測と生じた問題

MoEで気温を予測する前に、3層NNで気温を予測した。1時間毎の気温、気圧、湿度、風向、風量を12時間分入力して、1時間先の気温を予測した。

全季節が含まれるデータで学習したNN(通年NN)と、季節ごとに分割したデータで学習した4個のNN(季節NN)のテストデータに対する誤差二乗平均を図1に示す。秋を除き季節NNの方が誤差は小さくなった。

季節NN(秋)を確認してみると、季節ごとの気温を予測する場合は誤差が小さかった。一方で、秋だが気温が冬並みという季節外れの気温が数日続く箇所では、季節NNは大きな誤差を出した。このように季節NNでは季節外れの予測が難しい。

次に4個の季節NNを用いて最も誤差が小さくなるように手で組み合わせて理想の誤差二乗平均を計算した。その結果(図1,理想)、通年NNや季節NNの6割程度の誤差になることが分かった。

以上のことより、気温を予測するときに学習データを分割することで精度の良い予測が出来ると考えた。

## 3. Mixture of Experts の利用

MoEは、図2のように複数のエキスパートネットワーク(EN)の出力をゲートネットワーク(GN)で選択することで最終的な出力を決定するものである[3]。

例えばENが季節に特化しているとする。暦上では秋だが真冬のような気温を予測する場合に、GNが冬に特化したENを自動選択するようになれば、予測精度が高まるだろう。そのため本稿では、学習データを自動分割するためにMoEを利用することにした。

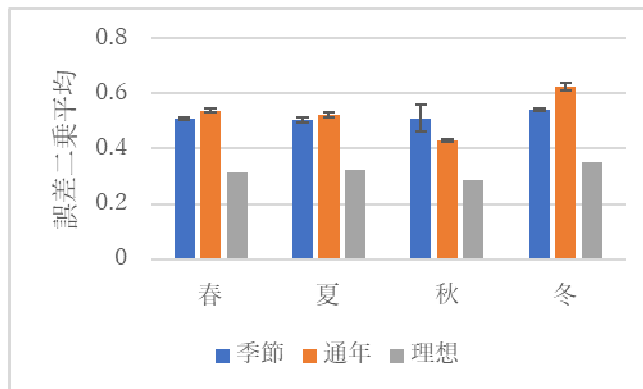


図1. 季節 NN と通年 NN と理想の誤差二乗平均

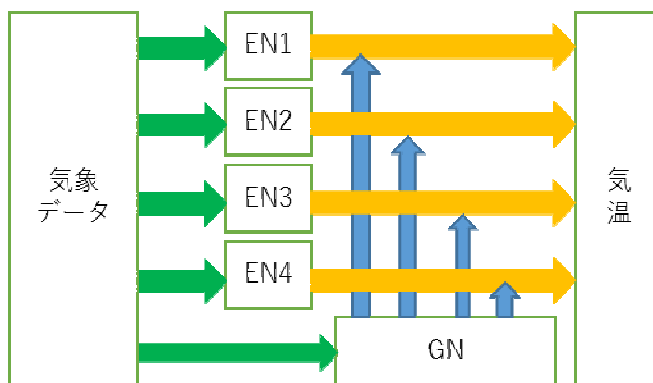


図2. 気温予測の Mixture of Experts の構造

## 4. 今後の予定

まず、図2で示すMoEを作成する。次に比較対象としてENを季節NNに固定し、ENの重みを更新せずにGNのみを学習するネットワークを作成する。

学習データを自動分割したMoEと暦通りに手動分割したネットワークを比較することで、学習データ自動分割の効果を検討する予定である。

## 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.
- [3] Robert A. Jacobs, Michael I. Jordan, Steven J. Nowlan, Geoffrey E. Hinton, “Adaptive mixtures of local experts,” Neural Computation, Vol. 3, pp. 79-87, 1991.