

ガウス過程を用いた深層生成モデルの効率的学習

鈴木 拓海 木村 誠聡 辻 裕之

神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

1. まえがき

近年、深層学習は画像認識を中心に発展したが、十分な汎化性能を得るためには大量のデータが必要になるという問題がある。訓練データが不足する問題に対しては、半教師あり学習、転移学習、能動学習、データ拡張などの手法が提案されている。画像認識においてはデータ拡張が容易かつ効果的な手法であることが実証されている。本研究では、ガウス過程によって効率的にデータ拡張を行う手法を提案する。

2. 従来法

深層生成モデルを利用したデータ拡張手法として、Data Augmentation Generative Adversarial Networks (DAGAN)[1]がある。DAGANは入力画像の低次元表現にノイズを連結し、元画像を復元することによって新規データを生成する。従来法ではランダムにデータを生成するため、訓練データとほぼ同一のデータが生成される可能性がある。本研究では、新規データを効率的に生成するためにガウス過程回帰[2]を用いることを提案する。

3. 提案法

ガウス過程回帰は、入力データ $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ から出力値 $y \in \mathbb{R}$ への関数 $f: \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ を確率変数として推定する手法である。ガウス過程はデータの平均値を予測すると同時に、その分散を出力する。分散は訓練データ点の近傍では小さく、訓練データの存在しない領域では大きくなる。

提案法ではガウス過程を敵対的機械学習の判別器として用いる。判別器の目的は生成データと訓練データの2クラス分類を行うことである。例として、1次元データを分類した結果を図1に示す。予測値の平均が訓練データのラベルに近く、分散が大きいとき、そのデータは本物らしい未知のデータであるため、有効な追加データと考えられる。生成データの有効性を評価する関数 (acquisition function) a を次式で定義する：

$$a(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}(\mu(\mathbf{x}) + \tanh(\sigma^2)).$$

ただし、 $\mu(\mathbf{x})$ はガウス過程の平均関数であり、 σ^2 は推定された分散を表す。提案法において、ガウス過

程はニューラルネットワークによってエンコードされた特徴ベクトルを受け取り、訓練データには1を、生成データには-1を返すように学習する。

4. まとめ

深層学習においてデータが不足する問題を緩和するため、新たなデータ拡張手法を提案した。従来手法では訓練データとほぼ同一のデータが生成される可能性があるのに対し、提案法ではガウス過程が出力する分散を用いることにより、未知のデータを優先的に生成できる。今後の課題としては、MNISTやCIFAR-10等の画像データセットを用いた実験を行うことが挙げられる。

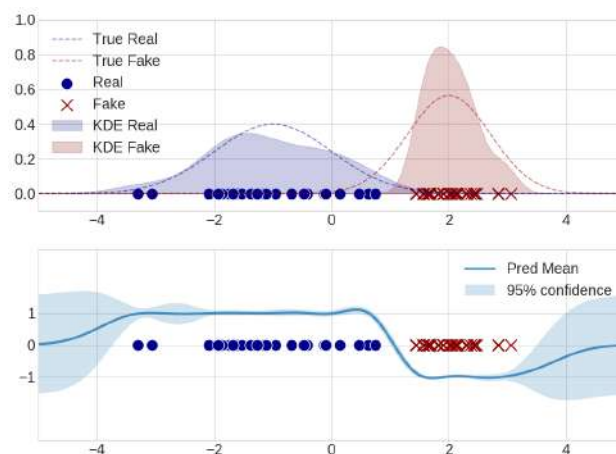


図1 ガウス過程による2クラス分類。データは人工的に生成したものである。上段はデータの分布を表す。点線は真の分布であり、塗りつぶされた領域はカーネル密度推定によって推定した分布を表す。下段はデータに対してガウス過程で2クラス分類を行った結果である。データが不足している領域で分散が大きくなっているため、そこにデータを追加できれば予測精度が向上すると考えられる。

参考文献

- [1] A. Antoniou, A. Storkey, and H. Edwards, "Data Augmentation Generative Adversarial Networks," SSRN Electron. J., 2019.
- [2] Gibbs, Mark N., and David JC MacKay. "Variational Gaussian process classifiers.," IEEE Transactions on Neural Networks vol.11, no.6, pp.1458-1464, 2000.