

シミュレーションを活用した ディープラーニング技術開発とエッジ端末への実装

根本 亮
橘 素子

清賀 史暁
山本 康平

越川 博昭

近年、ディープラーニングの適用領域が広がるにつれて、学習に必要な大量データの準備にさまざまな工夫が見られるようになってきている。ロボットの制御や自動運転では、シミュレーションや仮想空間を活用した大規模なデータ収集が既に一般的であり、実際のデータ収集が困難な状況下での学習では、シミュレーションは一つの有効な選択肢と考えられている。

光ファイバーセンサーの信号処理にディープラーニングを適用する場合も、データ収集は一つの壁となっている。これをOKIは光信号の伝播モデルに基づくシミュレーションを活用し克服している。

本稿では、このシミュレーションをノイズ除去の信号処理モデルに適用した事例を紹介する。また、ディープラーニングのモデルは計算量が多く、実装面で課題となっている。本稿では、エッジ端末などの計算リソースの限られる環境でも、高速な推論を実現するモデル軽量化や実装上の工夫も紹介する。

ディープラーニングによるノイズ除去技術

ディープラーニングによるノイズ除去技術とは、光ファイバーセンサーで得られる時系列信号を対象とし、ノイズの重畳した信号からノイズの無い信号をディープラーニングにより生成する技術である。光ファイバーセンサーに限らず、一般にセンサーの出力する信号にはノイズが含まれている。ノイズとは、センサーが出力すべき理論値と実際の出力値との誤差であり、これを軽減することがセンサーの計測精度を高めることに繋がる。

センサーの出力値から理論値を推定することは大変難しく、一般に綿密な計測環境設計と長時間の計測が必要となる。これはディープラーニングに対する期待となる一方、学習データを大量に準備する難しさに繋がっている。OKIは光信号の伝播モデルに基づくシミュレーションを活用することで、この問題に対処している。

(1) 光ファイバーセンサーとは

光ファイバーセンサーとは、光通信の伝送媒体として広

く使用されている光ファイバーそのものをセンサーヘッドとして用い、長距離にわたる温度分布を一括で計測する技術である。OKIは、光ファイバーの温度変化により生じる光の周波数シフトを位相変化として検出し、そこから温度情報へ変換する技術を開発している¹⁾。この技術は微弱な光信号を扱うため、信号に重畳するノイズの影響を受ける。温度情報の推定精度向上のためには、このノイズを軽減することが重要となる。

ノイズを軽減する一般的な方法に、長時間の計測と平均化がある。しかし温度は常に一定ではなく、用途によっては時間変動が大きい場合もある。時間変動する信号に対する平均化は、ノイズ軽減とリアルタイム性の間にトレードオフを生じる。すなわち、ノイズ除去の効果は、温度推定の精度向上だけでなく、計測時間の短縮による時間変動の把握にも寄与する。

(2) シミュレーションを利用した学習

ディープラーニングのモデル開発では、前述のとおり大量の学習データが必要になる。ただデータを大量に集めれば良いのではなく、モデルへ入力するデータに、モデルが出力すべきデータを教師データとして紐付けて用意する必要がある。さらに、教師データは人手で作成することが多く、膨大な手間が発生する。

光ファイバーセンサーのノイズ除去モデルに必要な教師データは、ノイズの無い理論値としてのセンサー信号である。これを収集する場合、前述のとおり温度一定の環境下で長時間計測し平均化などで理論値に近い信号を得るなどの方法をとる。しかし、学習に必要な温度変化のバリエーションや必要なデータ量などを考慮すると、実施するハードルは高く非効率である。

こういった問題は、他の分野でも顕在化している。例えばロボットの制御や自動運転に対するディープラーニング適用事例では、仮想的なシミュレーション環境を上手く活用することで、データのバリエーションと量の問題を克服している。OKIの光ファイバーセンサーも、シミュレーションを活用することで、大量かつ豊富なバリエーションの学習データを生成している。ノイズのない理論値の信号は光の

伝播理論と計測原理から導き出され、ノイズも発生原理などから概ね生成できる。それらを合成することで、ノイズの重畳した信号とノイズのない信号を紐付けて得ることができる。これをノイズ除去モデルの入力データと教師データにそれぞれ与え学習することで、モデルを構築する(図1)。

一方で、シミュレーションで生成したデータと実測データの間に性質上の差異があると、実測データに対して十分な推論精度が得られない。ノイズは、計測に関わる信号経路上の多様な箇所が発生し、それをすべて完全に把握することも難しい。そのため、多くの実測データに基づくノイズの性質理解が必要であり、それには信号処理分野の専門性が重要となる。こうした部分も、将来は敵対的生成モデルなどのディープラーニングに属する技術革新で、次第に効率化されると見られている。

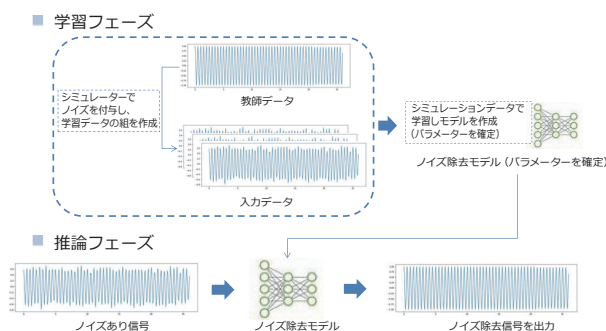


図1 ノイズ除去モデルの学習と推論

(3) モデル評価

ディープラーニングにより構築したノイズ除去モデルを、温度変化量推定値の安定性と追従性の二つで評価する。安定性は、推定値のばらつきを示す標準偏差を用い、数値が小さいほど安定であることを示す。また、追従性は、ファイバーの距離方向の温度変化への追従性を、温度変化点での推定値の変化開始から終了までに要した距離で評価する。

①シミュレーション評価

まず、シミュレーションで作成したデータを説明する。追従性の評価のため、ファイバーの計測端から1km地点に温度変化点を設定し、それ以外は安定性の評価のため温度一定とする。また比較のため、周波数フィルタと平均化を用いたノイズ除去方式を従来法として併記する。従来法は繰り返し計測した結果を平均化するため、計測回数が多いほど安定性は増すが、計測時間を必要とする。本稿では参考として32回と128回の場合の結果を例示する。なお

ディープラーニングを用いた本提案手法は、計測回数32回分のデータを用いる。

評価結果を表1に示す。安定性は従来法(計測回数32回)で1.18℃、提案手法で0.25℃となり、従来法の約1/5に軽減している。またこの安定性の改善は、従来法(計測回数128回)よりも優れているので、短い計測時間で高い精度を達成できている。一方、追従性は両者で同等の結果である。これは共に、本稿で用いた位相変化を温度情報に変換する処理の理論上の限界に近い。

表1 シミュレーション評価結果

手法	安定性 標準偏差[℃]	追従性 変化距離[m]
従来法 計測回数 32回	1.18	0.64
従来法 計測回数 128回	0.56	0.64
提案手法 計測回数 32回相当	0.25	0.64

②実測評価

次に、実際の光ファイバーセンサーによる評価を説明する。評価用光ファイバーの全長は1kmであり、900m付近に温度変化点を設定している。また、シミュレーションの評価と同様に、比較のため従来法による結果を併記する。

評価結果を表2に示す。安定性は従来法(計測回数32回)では1.04℃、提案手法では0.46℃となり従来法から半減し、また従来法(計測回数128回)よりも改善している。追従性は両者ではほぼ同等だが、提案手法が若干改善している。

表2 実測評価結果

手法	安定性 標準偏差[℃]	追従性 変化距離[m]
従来法 計測回数 32回	1.04	0.96
従来法 計測回数 128回	0.51	0.96
提案手法 計測回数 32回相当	0.46	0.88

評価結果から従来法と比較すると、安定性と追従性は共に改善し計測時間も短縮化し、シミュレーションを用いた学習によるノイズ除去モデルの効果が確認できている。シミュレーションと実測での改善に差異が見られたが、こ

れは両者の性質が一致していないためである。シミュレーションをより実測データに近づけることで、更に精度改善の余地があると考えられる。

エッジ端末への実装

本節では、前述したノイズ除去モデルをエッジ端末に搭載するための取組みを紹介する。ディープラーニングのモデルは計算量が多く、エッジ端末上で高速に推論処理を実行するためには課題がある。その解決のためOKIは以下の二つの方法を用い、推論処理時間1秒以内を達成している。

一つ目は、モデルの軽量化である。推論の計算量はモデルの層数やパラメーター量に依存しているので、それらが多いほど処理に時間を要する。モデルの軽量化では、冗長で重要度の低い演算を除去し推論時間を短縮する。

二つ目は、モデルの実装最適化である。モデルをディープラーニング処理系であるOpenVINO™^{*1)}に搭載できるように工夫することで、処理系のもつ最適化処理を適用し、推論時間を短縮する。

(1) モデルの軽量化

モデルの軽量化では、OKIの開発したPCAS (Pruning Channels with Attention Statistics) 技術²⁾を用いる。この技術は、モデルから重要度の低い演算を除去することで、精度劣化を抑えながらモデル全体での計算量を削減する。一方で、本稿のような時系列信号を推定するモデルでは、一般的な判別モデルと比べて削減の影響を受けやすい。ここではそのトレードオフを明らかにするため、削減率と計算量・演算時間の関係を図2、安定性・追従性との関係を図3に示す。

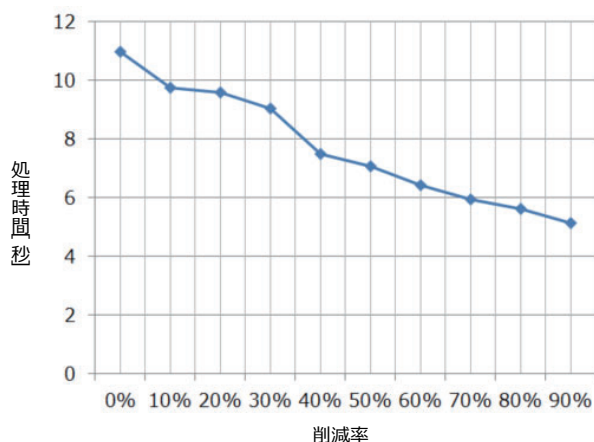


図2 モデル軽量化による削減率ごとの処理時間の変化

*1) OpenVINOは、Intel Corporationまたはその子会社の商標です。 *2) Intel, Xeonは、米国およびその他の国におけるIntel Corporationまたはその子会社の登録商標または商標です。

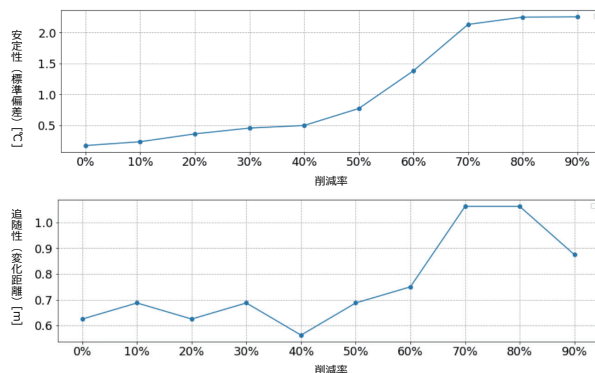


図3 モデル軽量化による削減率ごとの温度変化を推定する安定性（標準偏差）と追従性（変化距離）

図2からは、削減率の上昇に伴い処理時間が短縮化することが分かる。Intel®Xeon®^{*2)} v5 familyを用いた推論処理では、軽量化前に約10秒を要していたが、削減率が90%の場合に約5秒と半減程度の短縮効果しかなく、演算の削減量ほどには処理時間が短縮できていない。また、図3により50%を超える削減率で精度劣化が大きくなり、許容できる精度の範囲内で設定する必要があることが分かる。

(2) モデルの最適化

モデルの最適化にはIntelが提供するOpenVINOツールキットのモデル最適化機能を利用する。前述の軽量化技術を適用したノイズ除去モデルは、本キットで対応していない構造を持つため、そのままでは利用できない。ディープラーニングの技術進化は速く、新しい機能の登場に処理系が追いつかない場合があるが、これはその一例である。

本キットは、そのような場合を考慮しているので、新しい機能に柔軟に対応できるカスタムレイヤー生成機能を備えている。この機能を使うことで、図4に示すとおりモデルを実装している。

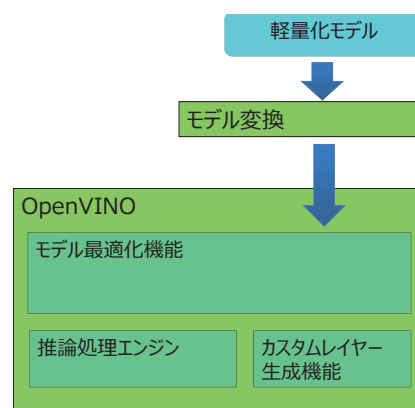


図4 OpenVINOへのモデル取込みフロー図

軽量化モデルの最適化による処理時間短縮効果を図5に示す。これは、軽量化による削減率とほぼ同等の処理時間の改善が見られ、削減率80%での処理時間は1秒以下の0.86秒となっている。モデル最適化機能では、モデルの出力に劣化は見られず、モデルを軽量化後にOpenVINOを使用して最適化することが、適切な推論時間の短縮に有効と言える。

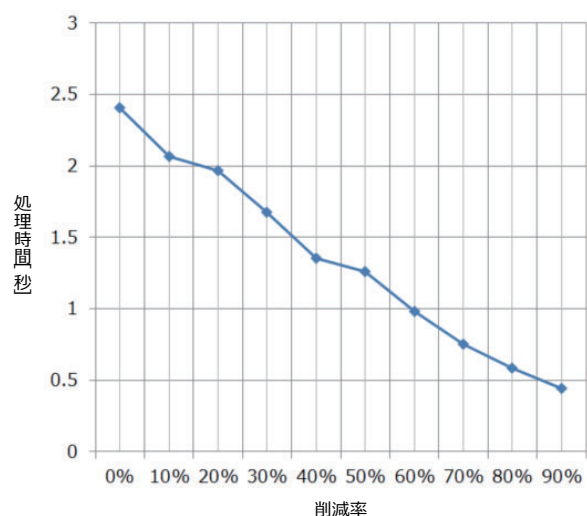


図5 モデル最適化による削減率ごとの処理時間の変化

まとめ

ディープラーニングを用いた光ファイバーセンサー信号のノイズ除去技術に、シミュレーションを活用した事例を紹介し、従来法との比較による性能向上も示した。実際のセンサー信号とシミュレーションの生成する信号には差異があり、それが評価結果の差として表れた。更に性能を改善するには、シミュレーションの特性の調整が重要と考えている。また、追従性は従来手法と同等の結果だが、ディープラーニングのモデル高度化による改善を検討予定である。

エッジ端末への実装では、モデルの軽量化と最適化を用いて処理時間を大きく短縮できることを示した。ディープラーニングの開発環境は日々の進化も激しく、最適な方法で実装するため、今後も継続して調査・検証する予定である。◆◆

参考文献

1) 小泉健吾、村井仁:”社会インフラモニタリング向け分布光ファイバーセンシング技術”, OKIテクニカルレビュー第

226号、Vol.82、pp.32-35、No.2、2015年12月

2) Kohei Yamamoto, Kurato Maeno : PCAS: Pruning Channels with Attention Statistics, arXiv:1806.05382v1, 14 June 2018

● 筆者紹介

根本亮:Ryo Nemoto. 情報通信事業本部 IoTプラットフォーム事業部 IoTソリューション推進部

清賀史暁:Fumiaki Kiyoga. 株式会社OKIソフトウェア 通信ソリューション第一グループ システム第三部

越川博昭:Hiroaki Koshikawa. 情報通信事業本部 IoTプラットフォーム事業部 IoTソリューション推進部

橘素子:Motoko Tachibana. 経営基盤本部 研究開発センター イノベーション推進室

山本康平:Kohei Yamamoto. 経営基盤本部 研究開発センター イノベーション推進室