(400) 情報

油圧ショベルの音響データを用いた土壌状態の推定方法の一考察

Study of a soil condition estimation method using the acoustic data of a hydraulic excavator

友田 浄[†] 土岸 和生[†] 堀江 直貴^{††} 川本 早織^{††} 木下 拓矢^{††} 脇谷 伸^{††} 山本 透^{††}

Joe Tomota[†] Nagomi Dogishi[†] Naoki Horie^{††} Kawamoto Saori^{††}

Kinoshita Takuya^{††} Wakitani Shin^{††} Yamamoto Toru^{††}

1 諸言

油圧ショベルの操作において、オペレータが土壌状態を把握することは重要であり、過度な操作を防ぎ、アクチュエータへの負担を軽減させることが可能となる。このとき、熟練のオペレータは、土壌状態をエンジン音や座席の振動などから推定し、油圧ショベルの出力を調整することで、油圧ショベルへの負担を減らし故障を未然に防いでいる。しかしながら、少子高齢化社会において、熟練者の数は減少しており、非熟練者に向けて、土壌状態を感覚で把握するのではなく、土壌状態を数値化する必要がある。

土壌状態の把握には多くのセンサ(硬度計、赤外線カメラなど)を用いる手法も考えられるが、新たにセンサを取り付ける場合、コスト面において導入が難しい。したがって本研究は、比較的安価なマイクを導入し、エンジン音のみから、土壌状態を推定するソフトセンサを構築する。一般的に、土壌状態とエンジン負荷の関係は、土壌が固い場合はエンジンに負荷がかかり、土壌が柔らかい場合は、その負荷が軽くなる。したがって、本研究では、両者のエンジン音を収集・解析することにより、土壌状態を推定するソフトセンサを構築する。

提案法では、土壌状態の判別手法として、特徴量を抽出可能なランダムフォレスト(Random Forest)[1]を用いる. 具体的には、取得されたエンジン音をフーリエ変換し、入力信号を周波数領域で与える. これにより、ランダムフォレストを用いることで、周波数領域上での特徴量を算出することができ、ソフトセンサの可読性を高めることが可能となる. 本研究では、提案法の有効性を、油圧式ラジコンショベルを用いて検証する.

2 提案手法

ソフトセンサの構築には、ニューラルネットワーク[2]を用いた手法などが提案されているが、その構造の複雑さから、ソフトセンサとしての精度は高いものの、その構造がブラックボックスとなってしまい、可読性が低くなるといった課題が残されている。したがって、本研究では後述するランダムフォレストを用いて、可読性の高い木構造を用いてソフトセンサを構築する。

なお,音響信号は時間領域で得られるが,特徴量を 抽出するために,フーリエ変換を施し,周波数領域でラ ンダムフォレストを学習させる. これにより, 負荷の大きさに寄与する周波数を抽出することが可能となる. 以下に, 本研究で用いるランダムフォレストについて説明する.

2.1 ランダムフォレスト

ランダムフォレストは多数の決定木を用いたアルゴリズムであり、与えたデータ変数の重要度を算出することができるといった特徴を有している。ランダムフォレストは複数の決定木を有する教師あり学習器であり、ランダムにサンプリングされた訓練データによって学習される。本研究では20本の決定木を用いて学習を行う。また、この重要度を用いた。なお、ランダムフォレストの学習において、5分割のクロスバリデーション(Cross Validation)を用いる。

2.2 過学習回避策

重要度の低い変数を用いて学習させると、学習用 データのみに関して評価関数を極端に小さくする過 学習に陥る可能性がある.これを避けるために、本 研究では、ランダムフォレストで得られた重要度を 用いて、 関値を設けて重要度の高い変数のみを抽出 する.そして、その変数のみを用いて再度、学習を 行うことで、過学習を避け、未知のデータに対して、 より高精度な分類を行う.

3 実験結果

3.1 実験条件

図 1 に本実験で使用する油圧式ラジコンショベルを示す.



図 1. 油圧式ラジコンショベル

図 1 の油圧式ラジコンショベルの先端(バケット)に重り 15kg をつけ、土壌が固い場合を再現した.このとき、二

分類器を想定し、①重りなし(0kg)の場合と②重りあり (15kg)の二つの負荷をモータ音から判別する. なお、フーリエ変換する時間領域のデータ間隔は 0.1s とした.

3.2 過学習回避策適用結果

1. 決定木の深さの比較

決定木は深くなりすぎると過学習が生じている可能性がある.したがって、2.2 節の閾値を導入する前後の決定木の深さ、ノード数を比較した結果を図 2 に示す.

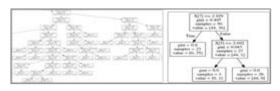


図 2. 決定木 (左図: 閾値なし, 右図: 閾値あり)

図 2 から, 閾値を設定することで, 決定木がの深さが 短くなり, より単純化されていることが分かる. なお, 紙面の都合上割愛するが, 決定木の深さが短くなった場合でも, その分類精度は大きく変化がないことは確認している. また, 決定木の深さが短くなることで, 可読性が 向上するといった利点もある.

2. 重要度の異なる変数の散布図の比較

ランダムフォレストによって算出された重要度の高い2つのパワースペクトルと, 重要度の低い2つのパワースペクトルを図3に示す.

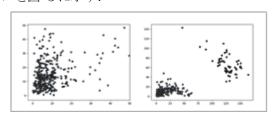


図 3. パワースペクトルの散布図 (左図:重要度が低い周波数成分,右図: 重要度が高い周波数成分)

図 3 から, 重要度の低い図は, 分類されることなく複雑にデータプロットされていることがわかる. このことから, 重要度に関する閾値を導入し, 過学習を避けるためにもこの 2 つの変数を事前に削除すべきということがわかる.

一方, 重要度の高い図は, はっきりとデータが分類されていることが分かる. したがって, このデータを学習に用いた場合, 分類の境界面を算出しやすいことが視覚的に確認できる.

以上の結果より、ランダムフォレストによって算出される重要度を考慮することで、過学習回避策において効果的であると考えられる.

3.3 特徵量選択

学習データに対して,提案法を適用することにより,

重要度の高い変数(周波数)を選択することにより、2400の変数を30に減った.これにより、クロスバリデーションにおける正答率は5~10%ほど向上した.

このとき,選択された変数(周波数)に関して,視覚的に明らかな違いがあるのか調べるために,選択した変数(周波数)のみを抽出した時間領域及び周波数領域の学習データを図 4に示す.

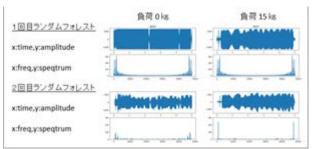


図 4. 時間領域と周波数領域の学習データ (上図:時間領域,下図:周波数領域)

負荷が0kg, 15kgを比較すると, 時間領域, 周波数 領域の双方において, 特徴周波数のみ抜き出した場 合(2回目ランダムフォレスト)の方が, よりはっきりと違 いが現れていることが確認できる. すなわち, 分類精 度が向上することが視覚的に確認できる.

3.4 リアルタイム負荷推定

選択した特徴量(周波数)のみを用いて得られた分類器から、リアルタイムで負荷推定を行った. リアルタイム推定には、サンプリング間隔が 1/48000s で 0.2s のデータを FFT したものを用いた.

紙面の都合上詳細は割愛するが,負荷推定の正答率は80%以上を実現しており,このことから提案法の有効性を検証した.

4 結言

本研究では、可読性が高いランダムフォレストを用いた負荷推定方法を提案した. 提案法によれば、分類に有効に機能する周波数成分を抽出することが可能である.

今後は、複数の分類問題に拡張することや、ノイズ 環境下における分類精度向上方法について検討を 進める予定である.

轺憔

本研究は、GSC (GLOBAL SCIENCE CAMPUS) の支援によって行われたものである。また、本研究を進めるにあたり、ご助言を頂いたコベルコ建機株式会社の奥西隆之氏に謝意を表する。

参考文献

- [1] L. Breiman, "Random forests", "Machine Learning", Vol. 45, No. 1, pp. 5-32, 2001
- [2] 矢入郁子, 松原仁, 橋田浩一, 栗原聡, 山川宏, "人工知能学会設立 30 周年を迎えて", "医療 情報学", Vol. 36, No. 6, pp. 303-313, 2016