

時系列データにおける Convolutional Neural Network を用いた特徴抽出の基礎検討

Basic Study of Feature Representation using Convolutional Neural Network in Time Series Data

○山本壮大¹, 松村太陽², 小野隆², 工藤拓道³*Sota Yamamoto¹, Taiyo Matsumura², Takashi Ono², Takumichi Kudou³

This paper examines the discrimination of time that cause failures using a Convolutional Neural Network by time series data in which multiple items are recorded.

高度化している装置では、相互間の状態が複雑に影響し、一旦事故などが発生した場合に原因を追究するのに時間が掛かることが懸念されている。本稿では、複数の装置の動作記録が項目別に含まれる時系列データの解析に、Convolutional Neural Network(以下、CNN)を適用し、不具合が生じる時刻の判別^[1]について検討を行った。

検討対象は、前輪と後輪が別のモータで作動する四輪車とした。解析に用いたデータは、前輪と後輪の速度に差がある状態を想定した模擬データを作成し利用することにした。模擬データの項目は、(1)前輪の速度 A, (2)後輪の速度 B, (3)ブレーキ操作の有無, (4)その他のアナログデータ, (5)その他のデジタルデータとした。(1), (2)の初期値は同一で 0 から 1 のランダムとした。走行状態は、加速、等速、減速のいずれかとし、各々10秒以上とした。加速度はいずれも±1km/h/sとした。(3)の初期値は0 或いは1 のランダムとした。(3)が無から有へ変化するとき、(1), (2)を1秒後に変化させた。(4)の初期値は0.20 から0.80 までのランダムとし、1秒毎に±0.05 の範囲でランダムノイズを重畳させた。(5)の初期値は0 或いは1 のランダムとし、120秒間のうちランダムな時刻に値を1度だけ反転させた。速度差有の場合、5秒から1秒までは減速させ、このとき(2)の加速度は-2km/h/sとした。図1(a)は、速度差有の模擬データの一例である。(1), (2)は拡大図に示したように5秒前から変化させている。図1(b)は、CNNに適用しやすいように、グレースケールで表現したものである。模擬データは、(1), (2)の速度差の有無で各々学習用500個、検証用50個作成し、CNNで学習させた。CNNのハイパーパラメータは、畳み込み層とプーリング層の組み合わせが2個、各々フィルタサイズは3×3、フィルタ数は10個、プーリングサイズは2×2とした。図2は、図1の Gradient-weighted Class Activation Mapping^[2]の結果である。プーリングを行っているため、縦軸と横軸はそれぞれ1/2倍されている。CNNは判別にあたり、3, 4秒前の(1), (2), (3), (4)に着目している。これより(1)と(2)の速度差に有無が発生するときは、3, 4秒前に原因があったと考えられる。他のデータでもほぼ1, 2秒の誤差で判別可能である結果を得られた。

以上より、時系列データから不具合が生じるきっかけとなる時刻をCNNで判別できる見込みを得られた。

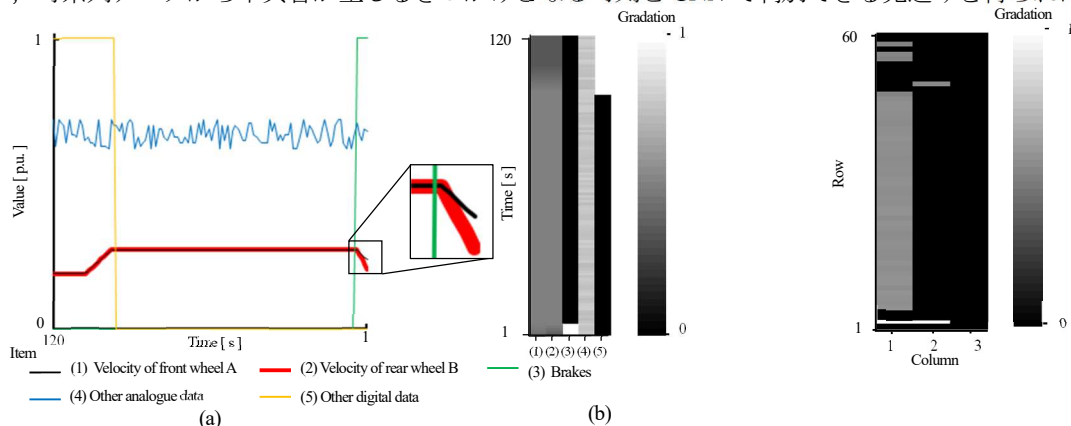


Figure 1. Simulated data

Figure 2. Output of Grad-CAM

参考文献

- [1] Xingjie Peng, Beike Zhang, Dong Gao : “Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on 2DCNN”, Proc. IEEE2020, pp. 693-697, 2020.
- [2] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra : “Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization”, Proc. ICCV2017, pp. 618-626, 2017.