

オンデバイス機械学習による異常検知技術を用いた電気火災予兆検知システム

Electric Fire Predictive Detection System using an Anomaly Detection Method with on-device Machine Learning

青田 駿 大亦 真一 岡本 球夫 渡邊 竜司
Shun Aota Shinichi Omata Tamao Okamoto Ryoji Watanabe

要 旨

家庭用電気製品の事故や故障に対して予知保全を導入するため、エッジデバイスを用いた予兆検知システムを提案する。本稿では、電気火災の原因の1つであるトラッキング現象をターゲットとした。トラッキング現象の予兆電流は、微小であり家電動作中において検知するのが難しい。そこで、電流波形に着目したデータ処理と、マイコンでも動作可能な機械学習を用いた異常検知技術を用いて評価した。結果として、家電製品の動作中においても予兆電流を検知可能であり、マイコン上でも動作可能であることを確認した。

Abstract

We propose a predictive detection system using an edge device in order to install predictive maintenance for malfunctions and accidents with home appliances. In this paper, we target the predictive detection for tracking phenomenon, which is one of the major causes of electrical fires. It is difficult to detect the current caused by the tracking phenomenon because of the small current compared to the current under operation of home appliances. Therefore, data processing focused on the current waveform is applied to the input data, and the anomaly current detection method with on-device machine learning of the capability is evaluated. The algorithm detects the predictive current under operation of home appliances.

1. はじめに

工場の設備、インフラ施設やデータサーバなどの動作状態を常時監視することで、故障や異常を予知して部品を交換および修理する保全方法（以下、予知保全）は産業分野に広がっている。一方で、家庭用電気製品（以下、家電製品）の故障や事故の予防の多くは、安全設計や、故障する前に定期交換を行う保全方法（以下、予防保全）が一般的である。しかし、現在も家電製品を含む電気機器による電気火災が年間1200件程度[1]発生しているため、安全設計や、予防保全だけでは電気火災事故を防止することは難しく、家電製品に対しても予知保全を導入する必要性がある。

したがって、家電製品を常時監視し、電気火災原因の予兆現象を検知することができれば、電気火災事故の減少に貢献ができるものとする。そこで、本稿では家電製品の電気火災の予兆検知技術の開発、さらにマイコン上での予兆検知の可能性に関して報告する。

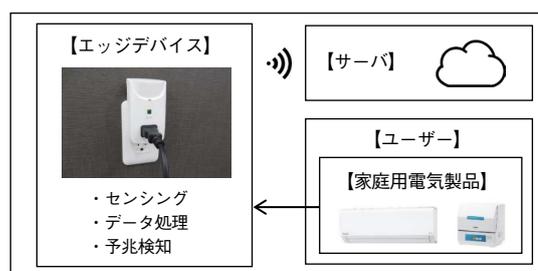
2. 電気火災予知検知システム

2.1 システムの概要

本稿で提案する電気火災予兆検知システムの概念図を第1図に示す。システムは、家電製品、エッジデバイス、サーバで構築されたシステムである。

本稿で提案するシステムにおけるエッジデバイスとは、インターネットに接続され、かつデバイス上でデータセン

シングとデータ処理ができるマイコンを搭載した小型の機器である。取り付け場所としては、家電製品の内部への取り付けや、コンセント型アダプタのような家電製品の外部への取り付けが考えられる。第1図ではコンセント型アダプタを用いた場合の、システム概念図を示している。



第1図 予兆検知システムの概念図

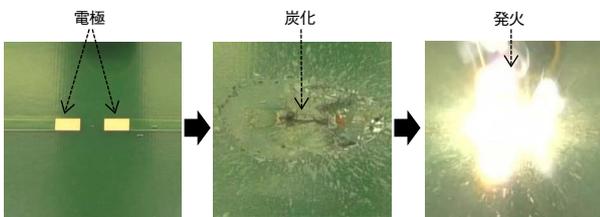
Fig. 1 Concept of the predictive detection system

上記に示す、エッジデバイスを利用する理由として、以下の2点が考えられる。1点目としては、データ量が膨大となるからである。全ての処理をサーバで行う場合、デバイスから送信される1日当たりのデータ量がギガバイトオーダーとなり、通信帯域がひっ迫する。一方、データ処理をデバイス上で行う場合、サーバへの取得データ送信およびデータ処理結果のデバイスへの送信といったデータ通信量を削減することが可能となる。2点目として、インターネットの接続状態に関わらず、予兆検知を行うことができるからである。サーバとのデータ通信を行う必要性なく予兆検

知ができるため、インターネット環境がない場合、もしくは不安定な環境においても予兆検知が可能である。また、サーバとのデータ通信が可能であれば、予兆検知に関するデータを、サーバを介してユーザーや製品の製造元などへお知らせするようなシステムに拡張することもできるため、本稿では予兆検知システムとして第1図に示すサーバを含めたシステムを提案する。以上2点から、予兆検知のリアルタイム性に優れ、かつインターネット環境がない場合においても、検知が可能であるマイコン搭載のエッジデバイスを用いた予兆検知の技術開発を行う。

2.2 トラッキング現象

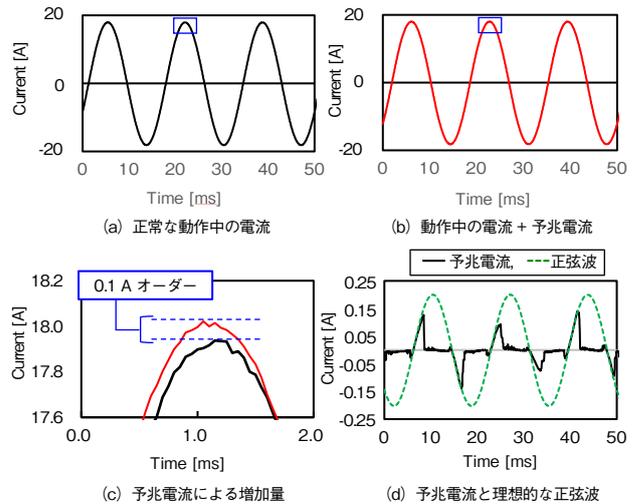
電気火災を予兆検知する最初のターゲットとして、電気火災の原因の1つである、トラッキング現象[2][3]を対象とする。トラッキング現象によって電気火災が生じた場合の再現実験を第2図に示す。第2図に示す電極間に電位差がある状態で、絶縁体表面に埃（ほこり）と水分が付着し微小発光放電が生じることで絶縁体が炭化する。その炭化した部分に電流が流れ、それに伴い絶縁体が発熱し、最終的に絶縁破壊が生じて発火に至る。上記で示したトラッキング現象の一連の流れのうち、炭化時に流れる電流を予兆検知することをターゲットとする。



第2図 トラッキング現象による電気火災
Fig. 2 An electrical fire caused by the tracking phenomenon

家電製品が動作中の正常な電流と、トラッキング現象の予兆電流を含む家電製品の動作中の電流を第3図(a)と(b)にそれぞれ示す。第3図(a)と(b)の時系列の電流波形を比較すると、電流波形には違いが見えない。そこで、第3図の(a)と(b)に示す電流振幅の最大値付近の枠線部分を拡大し、比較した図を第3図(c)に示す。第3図(c)が示す電流増加分が予兆電流を示している。また、その電流増加量は0.1 Aオーダーという特徴をもつことがわかる。

第3図(b)に含まれる予兆電流のみを出力した結果を第3図(d)に示す。第3図(d)が示すように、予兆電流は正弦波とは異なる形状をした特徴をもつことがわかる。以上2点の特徴に着目し、予兆電流を検知する方法を検討する。



第3図 トラッキング現象の予兆電流波形の特徴
Fig. 3 Characteristics of the predictive current of the tracking phenomenon

3. 解析と検知方法

3.1 予兆電流の解析

予兆電流を家電製品の動作電流と区別し検知する方法として、予兆電流の特徴の1つである正弦波とは異なる波形であることに着目する。つまり予兆電流によって、基本波および高調波以外の周波数成分が増加することが考えられる。そこで、家電製品の正常に動作中の電流と、家電製品が動作中に予兆電流が生じた場合の電流測定を行った。また、その電流を周波数変換した結果を解析した。

電流の測定条件を第1表に示し、測定回路図を第4図(a)に示す。電流の測定点は第4図(a)のP1とした。第4図(b)はトラッキング現象を引き起こすための、水溶液滴下を行う回路部の外観図を示す。トラッキング現象を引き起こす方法および水溶液滴下部の回路部分の構築はIEC 60112[4]を参考に行った。第4図(a)が示すように、水溶液を滴下する回路部は測定対象の家電製品と並列に設置した。滴下液と滴下条件を第2表に示す。

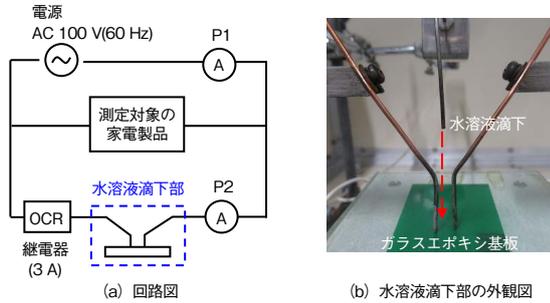
本稿での検討では、トラッキング現象による劣化を加速させるために、塩化アンモニウム濃度をIEC 60112[4]で規定されている0.1 wt%から1.0 wt%に高めて行った。測定結果に

第1表 測定対象と条件

Table 1 Conditions of measurement and the object of the measurement

項目	詳細
製品対象	アイロン (NI-WL405-W, 当社製)
測定対象	時系列の電流値
測定点数	20000 点/秒
測定時間	300 秒
測定機器	オシロスコープ (DL750, 横河電機 (株) 製)

において、水溶液を滴下しない場合を、正常な動作中の電流とする。一方で、水溶液を滴下した場合を、予兆電流を含む動作中の電流とした。



第4図 電流測定用回路

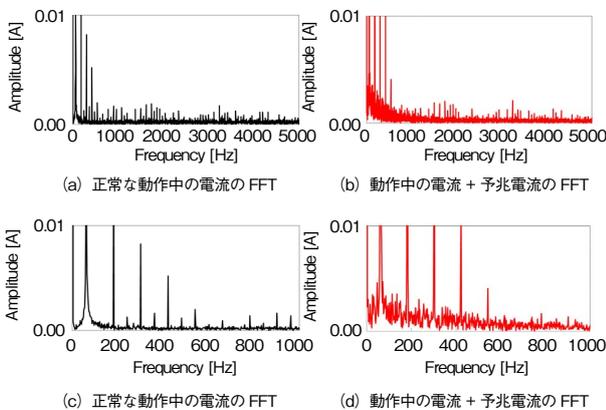
Fig. 4 Test circuit for current measurement

第2表 滴下液と滴下条件

Table 2 Conditions of drops and drop solutions

項目	詳細
滴下液	塩化アンモニウム水溶液
滴下量	20 mg/回
水溶液濃度	1.0 wt%
滴下間隔	30 秒以上

測定した正常な動作中の電流と予兆電流を含む動作中の電流のうち、0.5秒間をFFT (Fast Fourier Transform) を用いて周波数変換した結果を第5図 (a) と (b) にそれぞれ示す。第5図 (a) と (b) を比較すると、第5図 (a) に比べ第5図 (b) の方が低周波数領域において電流増加が見られる。そこで、第5図 (a) と (b) において1000 Hz以下の周波数領域を拡大した結果を第5図 (c) と (d) にそれぞれ示す。第5図 (c) と (d) が示すように、第5図 (c) に比べ第5図 (d) の方が予兆電流に起因する電流増加が基本波



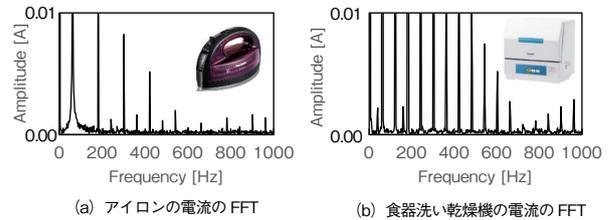
第5図 アイロンの動作電流のFFT値

Fig. 5 FFT current under operation of a dry iron

および高調波以外に見られる。以上の解析結果より、1000 Hz以下の周波数領域において、予兆に起因する電流増加を検知する方法で、予兆検知ができると考えられる。

3.2 予兆検知方法

トラッキング現象の微小な予兆電流 (0.1 Aオーダー) を検知するためには、設置環境の変化に適応し、検知性能低下を抑制する必要がある。想定される設置環境の変化とは、同一の家電製品において時系列的に変化する場合が考えられる。また、動作する家電製品が変更する場合も考えられる。第6図において、アイロンと食器洗い乾燥機の動作中電流に対してFFT (時間窓0.5秒) を行った結果から、家電製品の違いによって、電流のFFTのピーク位置や振幅強度が大きく異なることがわかる。



第6図 家電製品が異なる場合の電流のFFT値

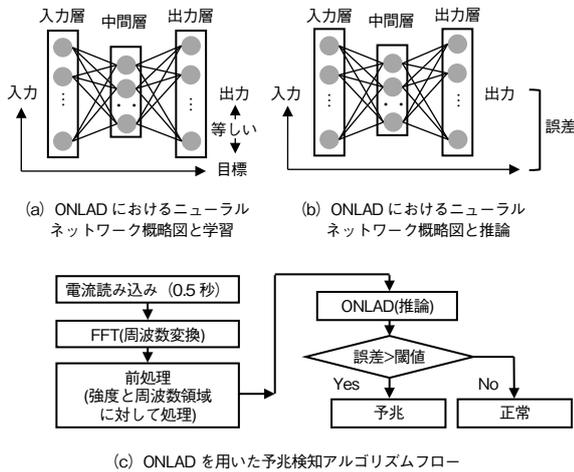
Fig. 6 Current of FFT for different home appliance

上記に示した設置環境の変化に追従する方法の1つとして、設置環境データを即時に逐次学習する方法[5]が考えられる。逐次学習とは、事前に一括してデータを与えて学習するバッチ学習とは異なり、データを1つずつ逐次的に与えて学習する方法である。そのため、バッチ学習に比べ学習の計算量が小さい特徴がある。

また、コンセント型アダプタや家電製品に搭載可能なエッジデバイスでの動作を想定すると、計算資源が少ないマイコン上においても、逐次学習を含むデータ処理を行う必要性があると考えられる。

以上より、M. Tsukadaら[6]が提案している異常検知技術であるONLAD (ON-device sequential Learning semi-supervised Anomaly Detector) を用いた予兆検知技術を開発した。ONLADとは、ニューラルネットワークの1つであるELM (Extreme Learning Machine) [7]を逐次学習に拡張したOS-ELM (Online Sequential ELM) [8]と、教師なし異常検知手法の1つであるオートエンコーダ[9][10]を組み合わせたアルゴリズムである。ONLADの学習と推論の概略を第7図 (a) と (b) にそれぞれ示す。学習時は、入力値を目標値とし、入力値と出力値が等しくなるように学習を行う。推論時は、推論する出力値と入力値の誤差から予兆を判断する。本稿の予兆検知において、ONLADへの入力データは3.1

節の解析結果より、電流値をFFT（0.5秒間）したデータを用いる。さらに、予兆電流の特徴部分を強調および周波数領域の最適化を行う前処理を行うことで、ONLADを予兆検知技術に適応させた。予兆検知アルゴリズムの全体フローを第7図（c）に示す。



第7図 ONLADの概要と予兆検知への適応
Fig. 7 Outline of ONLAD and adaptation to predictive detection

ONLADのニューラルネットワークは入力層から中間層への重み最適化を行わない手法である[6]-[8]。また、中間層から出力層への重みは、重み最適化として用いられる誤差逆伝播（でんぱ）法ではなく解析的に計算するため、軽量の学習と推論計算となる[6]-[8]。以上の特徴から、ONLADを用いた予兆検知技術をマイコンで処理できると推測される。

4. 予兆検知の評価

4.1 評価概要

家電製品の動作中の予兆電流を、ONLADを用いた予兆検知アルゴリズムを用いて、検知性能を評価した。なお、本稿では電流波形が正弦波に類似した単純な形状となることから、アイロンを評価対象とした。

また、コンセント型アダプタへの搭載を想定したマイコン上で、ONLADの逐次学習と推論の計算速度を評価した。

4.2 評価方法

性能評価は、電流測定、学習、予兆検知の順で行った。

電流測定は、第4図で示した回路で測定を行った。学習に用いる家電製品の正常な電流データと、評価に用いる予兆電流を含む電流データ（水溶液の滴下回数が1滴目、10滴目、15滴目）を取得した。測定点P1の電流を学習用デー

タと評価用データとして用いた。測定点P2の電流は、予兆電流を含む時系列的な部分を特定するために用いた。測定条件と滴下液は、第1表および第2表と同様の方法とした。本稿での滴下条件では、20滴から25滴目の間で発火が生じた。

学習は、電流測定で取得した正常な電流データを第7図（c）のフローと同様の前処理を行い、ONLADへ入力させ学習を行った。学習用データは時系列データ600個（300秒分）を準備し学習に用いた。その際の、ONLADの条件を第3表に示す。この条件は、M. Tsukadaら[6]が提案している条件のうち、入力層・中間層・出力層以外は同一条件としている。

予兆検知は、第7図（c）に示すフローに従い評価を行った。評価用データは、滴下回数が1滴目、10滴目、15滴目のそれぞれの予兆電流を含む時系列データ5秒分を20個準備し評価に用いた。予兆検知の方法は、第7図（b）と（c）が示すようにONLADアルゴリズムの推論値と、評価用データの入力値の、平均二乗誤差で計算される誤差値に対して閾（しきい）値を設計し、5秒間のデータのうち閾値以上の回数が少なくとも1回あれば予兆と判断し検知した。この閾値は最適化設計が必要なハイパーパラメータであり、本稿では0.001とした。

検知性能評価は当社製PC（Intel Core^(注1) i5-8350U@1.7 GHz）を用いた。ONLADの逐次学習と推論の計算速度評価は、マイコン（Kendryte^(注2) K210@390 MHz）を用いた。

第3表 ONLADの条件

Table 3 Conditions of ONLAD

項目	条件
ネットワークの層数	3
入力層の数	268
中間層の数	128
出力層の数	268
活性化関数	sigmoid
誤差関数	平均二乗誤差
忘却率	1.00
エポック数	1

5. 評価結果

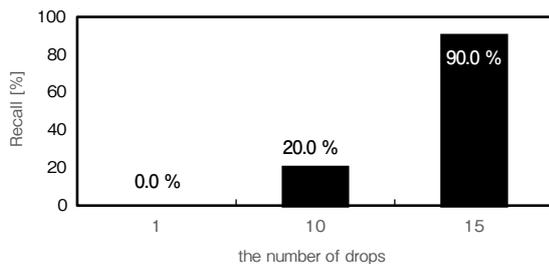
性能評価として、評価データ20個中の検知できた回数の割合を表す再現率を検知性能の指標とし、その評価結果を第8図に示す。1滴目は0%となり、検知できていない。一方、滴下回数10滴目、15滴目と増加するごとに再現率が向上しており、15滴目では90%の再現率があることがわかつ

(注1) Intel Corp.の登録商標または商標。

(注2) Canaan Creative Co.,Ltd.の登録商標または商標。

た。今まで、発火に至らないと発見が困難であったトラッキング現象による発火に対して、発火までの3/4程度の滴下回数で予兆をとらえることができた。また、火災発生をより早い段階で検知できる方が火災事故を未然に防ぐ予兆検知システムとしては好ましく、1/2程度の10滴目においても20%の再現率で予兆をとらえることができた。実際の家電製品に生じるトラッキング現象による発火には、数箇月～数年にわたる環境などの影響の積み重ねで発生していることから、本システムによってトラッキング現象による火災発生に対して十分に対処可能な前段階で検知できると考えられる。

次に速度評価を行った。速度評価の結果は、逐次学習の時間が11.552 ms、推論の時間が5.735 msとなった。つまり、電流値のサンプリング間隔である0.5秒に対して学習と推論の合計処理時間は10分の1以下となり、マイコン上で十分処理できることが確認できたため、エッジデバイスへの搭載はできると考えられる。



第8図 各滴下回数の予兆電流に対するONLADアルゴリズムの評価結果

Fig. 8 Evaluated results of the predictive current using the ONLAD

6. まとめ

家電製品の動作中において、電気火災の原因の1つであるトラッキング現象の予兆を、マイコン動作を想定したエッジデバイス上で予兆検知する技術開発を行った。

予兆電流は、周波数変換した際の1000 Hz以下の周波数領域における微小な電流増加をとらえることで検知できることがわかった。また、環境変化に追従可能な逐次学習機能を持ち、マイコンでも動作可能なONLADを用いた予兆検知アルゴリズムの検知性能と速度評価を行った。

性能評価から、家電製品が動作中においても予兆電流を検知する性能があることがわかった。さらに、速度評価からコンセント型アダプタ搭載を想定したマイコン上でも、学習と推論が十分可能であると確認した。

今後は実環境を想定し、誤検知を含めた性能評価とエッジデバイスを用いたシステムで実証実験を行っていく予定

である。

本研究の一部はJST CREST JPMJCR20F2の助成によって得られた成果を活用しています。

参考文献

- [1] 総務省 消防庁, “令和元年 (1~12月) における火災の状況 (確定値),” <https://www.fdma.go.jp/pressrelease/statistics/items/005036230b6c8af310911ad32728f862007d6110.pdf>, 参照 Oct. 20, 2021.
- [2] 木下勝博, “有機絶縁体のトラッキング現象と火災,” 鑑識科学, vol. 6, no. 2, pp. 65-83, 2002.
- [3] 椿真他, “配線器具に発生するトラッキング現象に関する実験的考察,” 日本火災学会論文集, vol. 55, no.2, pp. 33-39, 2005.
- [4] Method for the determination of the proof and the comparative tracking indices of solid insulating materials, IEC 60112, 2020.
- [5] T. G. Dietterich et al., “Machine Learning for Sequential Data: A Review,” Proceedings of the joint IAPR International Workshop on Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition, pp. 15-30, Aug. 2002.
- [6] M. Tsukada et al., “A neural network-based on-device learning anomaly detector for edge devices,” IEEE Transactions on Computers vol. 69, no. 7, pp. 1027-1044, 2020.
- [7] G. B. Huang et al., “Extreme learning machine: Theory and applications,” Neurocomputing vol. 70, pp. 489-501, 2006.
- [8] N. Y. Liang et al., “A Fast and Accurate Online Sequential Learning Algorithm for Feedforward Networks,” IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 17, no. 6, pp. 1411-1423, 2006.
- [9] G. E. Hinton et al., “Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks,” Science, vol. 313, no. 5786, pp. 504-507, 2006.
- [10] M. Sakurada et al., “Anomaly Detection Using Autoencoders with Nonlinear Dimensionality Reduction,” Proc. Workshop on Machine Learning for Sensory Data Analysis, pp. 4-11, 2014.

執筆者紹介



青田 駿 Shun Aota
プロダクト解析センター
安全・EMCソリューション部
Safety&EMC Solution Department, Product Analysis
Center



大亦 真一 Shinichi Omata
プロダクト解析センター
安全・EMCソリューション部
Safety&EMC Solution Department, Product Analysis
Center



岡本 球夫 Tamao Okamoto
プロダクト解析センター
安全・EMCソリューション部
Safety&EMC Solution Department, Product Analysis
Center
工学博士



渡邊 竜司 Ryoji Watanabe
プロダクト解析センター
安全・EMCソリューション部
Safety&EMC Solution Department, Product Analysis
Center