

EMC 試験における AI の活用に関する研究 (第 1 報)

浜野遼太郎・首藤高德・後藤和弘
電子・情報担当

Research on the use of AI in EMC testing (1st Report)

Ryotaro HAMANO, Takanori SHUTO, Kazuhiro GOTO
Electronics and Information Technology Section

要 旨

放射イミュニティ試験中の試験者の負担軽減と、AI のシーズ蓄積を目的とし、今年度は、先行研究事例の検証、録音環境の構築、音からの誤動作検知手法の検証に取り組んだ。

1. はじめに

電波暗室で行う規格試験の中に、電子機器に妨害波を照射し、誤動作が発生しないことを確認する放射イミュニティ試験がある。この試験では、試験者が長時間にわたり電子機器の状態を監視しておく必要があり、試験者への負担が大きい。

これに対し、山梨県産業技術センターの中村らは、電波暗室内カメラからのモニタリング映像に画像処理を施し、誤動作を検知・通知するアルゴリズム・システムの開発を行った⁽¹⁾。これにより、映像監視の負担の軽減と試験の支援が可能となった。

一方で映像の他に、誤動作時の音が監視対象として挙げられ、本研究では AI によりこの問題の解決に取り組む。同時に、近年急速に発展する AI 技術についてのシーズを蓄積し、企業支援への利活用を目指す。

今年度は、先行研究の映像から誤動作を検知・通知するシステムを導入・検証した。また、放射イミュニティ試験で利用可能な録音環境の特性評価の実施、および、電子機器の誤動作音をパターン分けし、疑似的な誤動作音を作成して AI での誤動作検知を行った。

2. 映像の誤動作検知システム

2.1 誤動作検知システムのアルゴリズム

動作の流れを説明する。概要図を Fig.1 に示す。

1. カメラ映像から 1 フレーム画像を取得。
2. 切り抜き、グレースケール化、モザイク化。
3. 2 の画像を、窓の幅 Δn 枚分蓄積。
4. 蓄積した画像のモザイクセル毎に、FFT をかけた結果を保持。

5. 次のフレームでも 1~4 を行い FFT の結果を得る。
6. モザイクセル毎に FFT の結果を比較し、大きく異なるセルをカウント。
7. カウント数が閾値を超えた場合、誤動作を検知し試験者に通知。

フーリエ変換した結果を比較することにより、例えば、電子機器の表示の周期点滅状態が、消灯状態へ遷移するなどの誤動作を検知可能になることが期待される。

2.2 環境構築

山梨県産業技術センターより、先行研究のサンプルコードを頂き、改良と環境構築を行った。システム構成を Fig.2 に示す。動作には、Intel i5-3470 3.20GHz, RAM8GB, システム SSD 512GB, Windows10 Professional の PC を用いた。動作時の画面を Fig.3 に示す。図の右上のウィンドウ中の赤色部が変化を検知した領域となる。

2.3 検証結果

当所での過去の放射イミュニティ試験から、誤動作のパターンとして代表的なものを 3 つ列挙し、誤動作を模擬する映像をそれぞれ作成し、誤動作検知システムの動作を検証した。

- A) LED の常時点灯 ⇄ 消灯
- B) LED の 1Hz の周期点滅 ⇄ 消灯
- C) LED の 1Hz の周期点滅 ⇄ 点灯

その結果、全てについて状態の変化を検知することができた。アルゴリズムの仕様上、電子機器の挙動に応じて適切にパラメータを選ぶ必要があるが、試験での活用が期待できる。

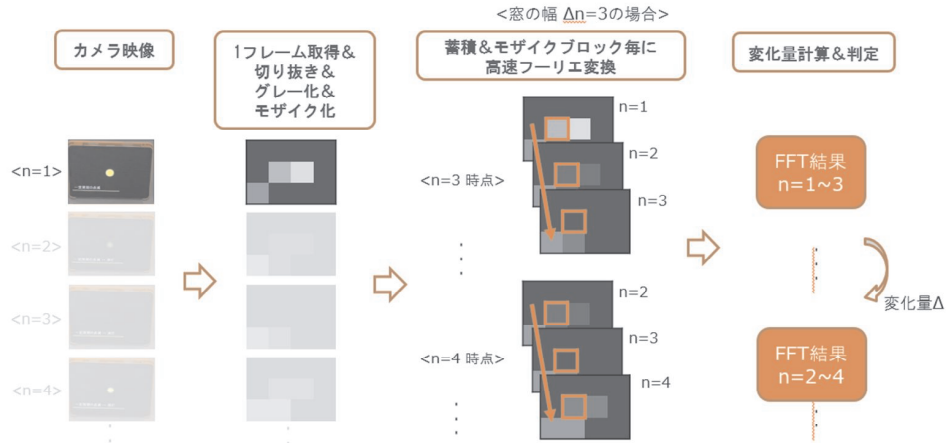


Fig. 1 先行研究の誤動作検知アルゴリズムの概要図

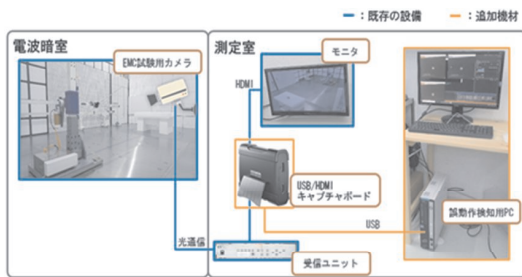


Fig. 2 映像の誤動作検知システムのシステム構成

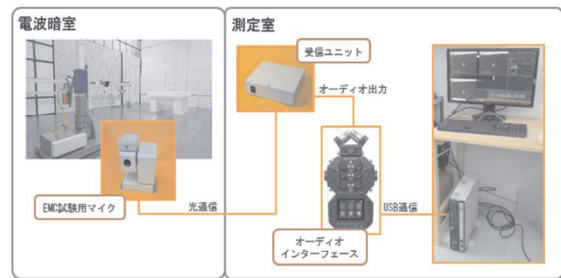


Fig. 4 録音環境



Fig. 3 映像の誤動作検知システム動作画面

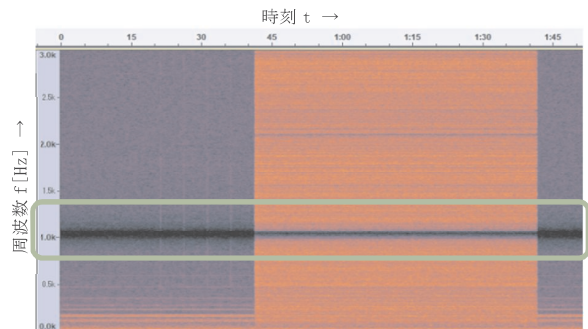


Fig. 5 放射イミュニティ用マイクのスペクトログラム

3. 音の誤動作検知システム

3.1 録音環境の特性評価

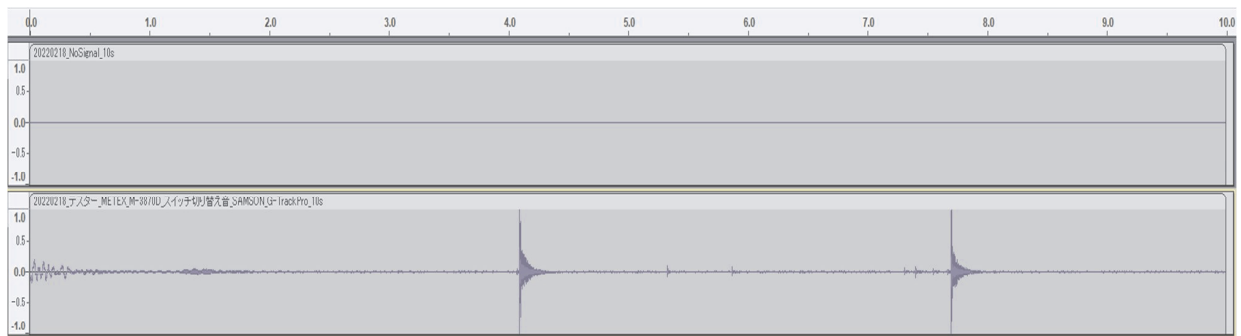
放射イミュニティ試験中の電波暗室内の音を PC へ取り込み AI で判定させる際、録音環境が試験へ影響を与えず、かつ、妨害波が録音環境へ与える影響が小さいものが望ましい。そこで、放射イミュニティ試験用のマイクである、コロナ電子工業株式会社製の COS-006 のデモ機を取り寄せ、録音環境を構築した。システム構成を Fig. 4 に示す。そして、①妨害波が録音に与える影響、②マイクの周波数特性を確認した。

①は、妨害波あり/なしでの録音データを聞き比べて確認し、聴覚上差を感じることはなかった。

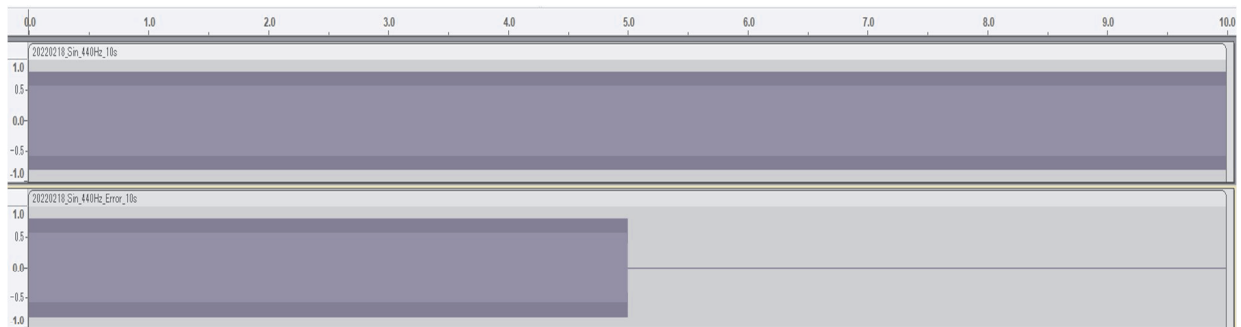
②は、ホワイトノイズをスピーカーから再生し、放射

イミュニティ試験用マイクで録音することで評価した。

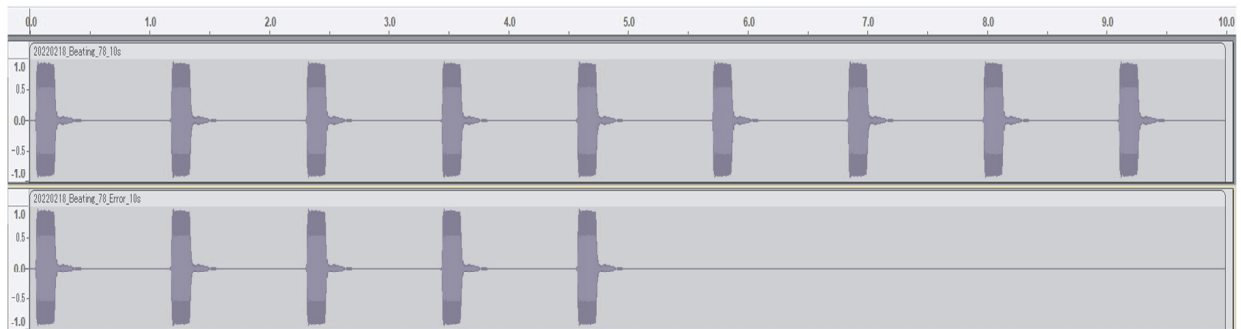
Fig. 5 に録音データのスペクトログラムを示す。枠で囲う 1kHz の帯域のレベルが極端に落ちていることが分かった。放射イミュニティ試験では、妨害波に 1kHz の AM 変調をかける。この変調信号がマイクの信号へ重畳することを防ぐために、1kHz のバンドリジェクションフィルタが入っている可能性がある。試しに、検証したデモ機以外のマイクで録音したところ、妨害波の出力中に 1kHz の大きなノイズが録音された。この点については、今後の検討事項の 1 つである。



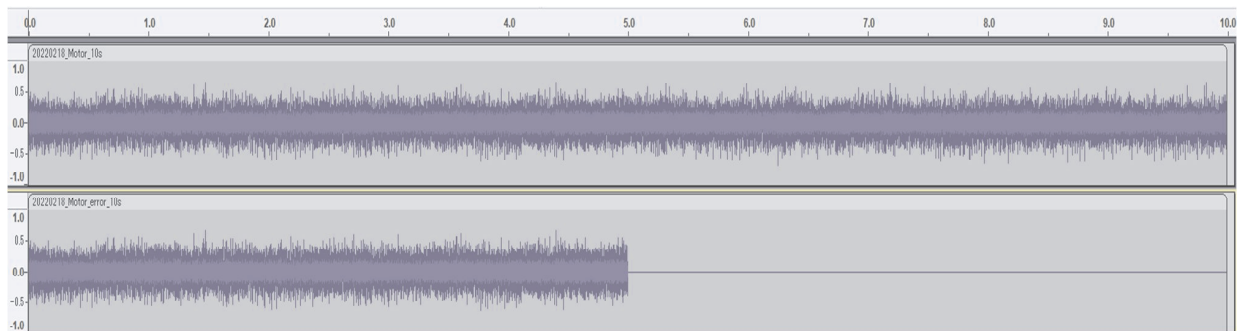
(a) 正常動作：音が出ない → 誤動作時：インパルスが生じる



(b) 正常動作：周期波が鳴り続ける(正弦波 440Hz) → 誤動作時：音が止まる



(c) 正常動作：心電図音のような音 → 誤動作時：音が止まる



(d) 正常動作：モーターが一定速度で動作 → 誤動作時：モーターが止まる

Fig. 6 誤動作の疑似的な合成音データ 4 パターン (上段：正常動作時の音, 下段：誤動作時の音)

3.2 疑似的な誤動作音の作成

放射免疫試験に持ち込まれる電子機器の挙動は様々である。そこで、Fig. 6 に示す通り、想定される誤動作の代表例を4つ挙げ、誤動作の疑似的な合成音データを作成した。上段は正常時の録音データであり、AIの学習に用いる。下段は、誤動作時の録音データであり、誤動作時点をAIが検知できるかテストデータとする。Fig. 6(a)では、無音状態を正常動作とする。そして、インパルス状の音が生じるのを誤動作とし、検知することを目標とする。Fig. 6(b)では、常に一定の周波数の音(正弦波 440Hz)が鳴り続けている状態を正常動作とする。Fig. 6(c)では、心電図のような音が鳴り続けているのを正常動作とする。Fig. 6(d)は一定速度で動作するモーターの音である。そして、Fig. 6(b)~(d)のいずれも途中で音が鳴らなくなるのを誤動作とし、これを検知することを目標とする。学習データ、テストデータ共に、441000 サンプル(サンプリング周波数 44.1kHz, 10秒)、32bit浮動小数点のwavファイルである。

3.3 AIによる誤動作検知の検証

誤動作検知のアルゴリズムには、時系列データの教師無し学習を用いた。具体的には、正常動作時の音を入力し、出力に同じ波形が出るよう学習したAIモデルの、入力データと出力データの差の2乗を取り0~1に正規化し、0.8を超える点を誤動作として検知した。

時系列データの教師無し学習のAIモデルとしてAuto Encoder と LSTM を試した。学習・推論には Google Colaboratory 上で、Keras を利用した。GPUは一貫して、Tesla K80, GPUメモリは12GBを選んでいる。

AutoEncoderの条件は次の通りである。全5層、入力層から出力層までのノード数は250→200→100→50→100→200→250、活性化関数は中間層 ReLu, 出力層 Sigmoid, 誤差関数は平均二乗誤差, 最適化手法は Adam 法, ミニバッチサイズ100, エポック数10。

LSTMの条件は次の通りである。Units数4, 窓の幅 lookback250, 損失関数は平均二乗誤差, 最適化手法は Adam 法, ミニバッチサイズ100, エポック数10。

3.4 検証結果

誤動作検知判定の時系列データを Fig. 7 に示す。誤動作を模擬したテストデータと、AutoEncoder・LSTM両手法で誤動作検知判定のグラフを並べている。

Fig. 7(a)と(b)では、両手法とも良好な結果が得られた。Fig. 7(c)については、両手法とも音の立ち上がりを誤動作として判定しており、音が止まったことを検知

することができなかった。これは、どちらのモデルも入力窓の幅が250サンプルと、動作音の周期よりも小さく、音と音の間の無音の区間を正常として学習しているため、音が途切れた後の無音区間を正常と判断していると考えられる。窓の幅を動作音の周期より大きくすれば改善する可能性はあるが、窓の幅を広くすると計算時間が大きくなる問題がある。

Fig. 7(d)のケースでは、LSTMのみ変化をとらえることができた。これは、LSTMの持つモデルの表現能力の高さがもたらす結果だと考えられる。

また、Table 1に判定の結果と学習時間・推論時間を示す。Table 1の推論時間を見ると、両手法共に10秒のデータに対して2倍以上要しており、このままではリアルタイムでの誤動作検知が難しい。計算時間を短くする点も今後の課題である。

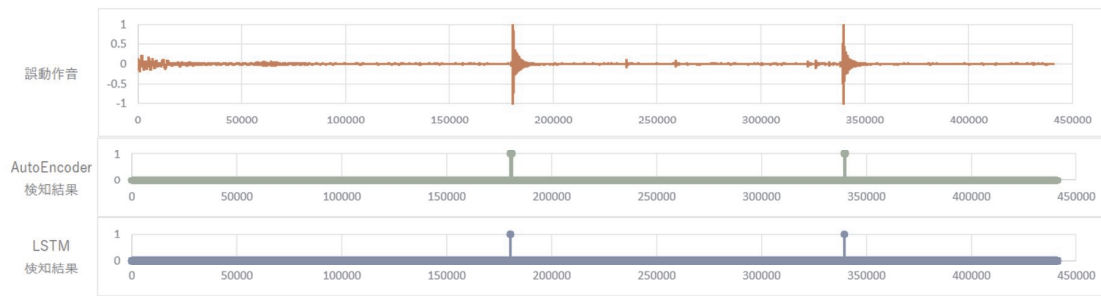
4. まとめ

映像からの誤動作検知については、先行研究事例の導入・検証し、代表的な誤動作を映像から検知できることを確認した。

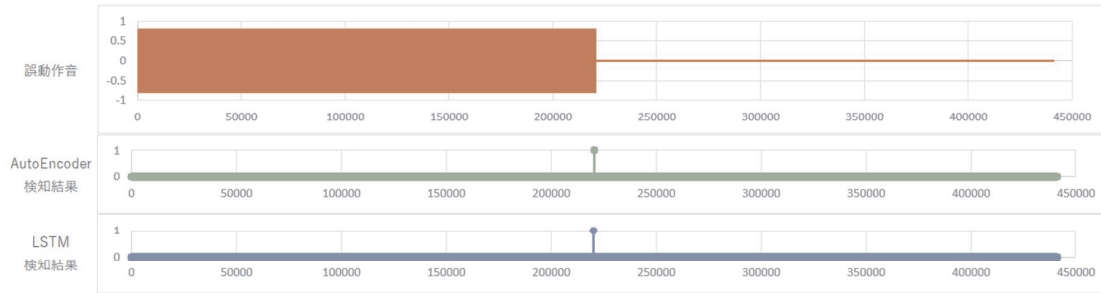
音からの誤動作検知については、録音環境の構築と検証を行い専用の録音機材に制約があることを確認した。また、疑似誤動作音を作成し、AIでの異常検知を試みた。今後は、録音機材についての検討と、AIモデルの最適化や別手法の適用に取り組む。

参考文献

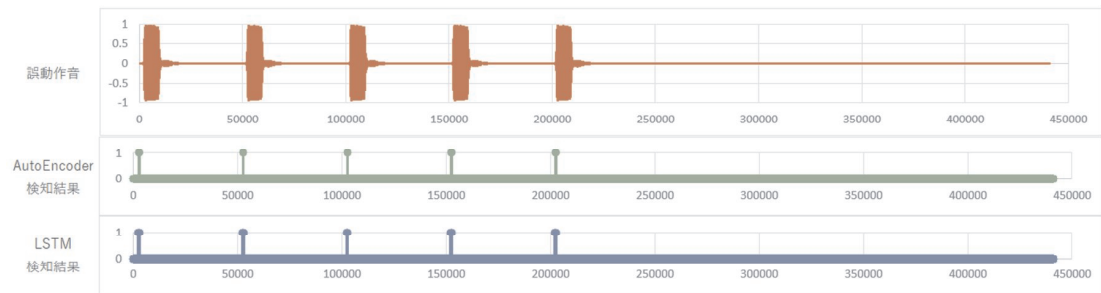
- (1)中村卓, 木島一広, 清水章良, 河野裕. イミュニティ試験における誤動作判断支援システムの開発. 平成28年度山梨県工業技術センター研究報告, pp. 74-77 (2017)



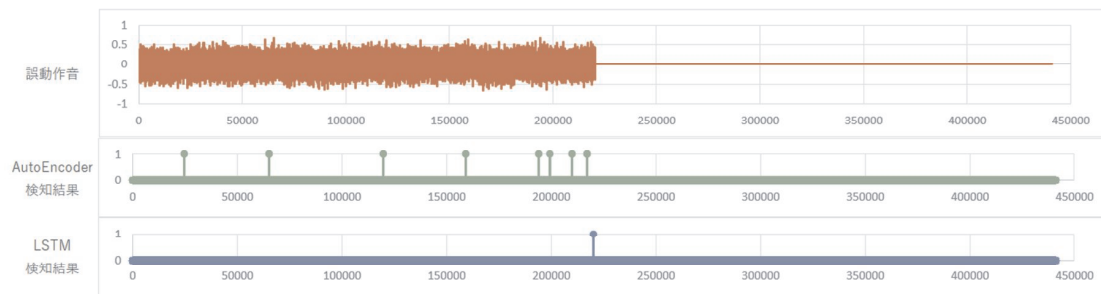
(a) 正常動作：音が出ない → 誤動作時：インパルスが生じる



(b) 正常動作：周期波が鳴り続ける(正弦波 440Hz) → 誤動作時：音が止まる



(c) 正常動作：心電図音のような音 → 誤動作時：音が止まる



(d) 正常動作：モーターが一定速度で動作 → 誤動作時：モーターが止まる

Fig.7 誤動作検知判定の時系列データ (上段：テストデータ, 中段：AutoEncoderの結果, 下段：LSTMの結果)

Table 1 誤動作検知結果

正常動作時の挙動	誤動作時の挙動	AutoEncoder			LSTM		
		結果	学習時間	推論時間	結果	学習時間	推論時間
(a) 音が出ない	インパルスが生じる	○	3min	21sec	○	21min	2min
(b) 周期波が鳴り続ける	音が止まる	○	3min	21sec	○	21min	2min
(c) 心電図音のような音	音が止まる	×	3min	21sec	×	21min	2min
(d) モーターが一定速度で動作	モーターが止まる	×	2min	22sec	○	21min	3min