# 動画像の時系列解析による妨害破壊行為動作の検知

Detection of Sabotage Motion by Time Series Analysis of Video

東京大学	出町	和之	Kazuyuki DEMACHI	Member
東京大学	陳	実	Shi CHEN	Member

In this research, a new method was developed to identify the "hand motion" of malicious sabotage behaviors. The Auto-encoder and Auto Associative Neural Network were applied for identification, and the time-series data of finger tips position were used as the training data of these Machine Learning. The identification reliability was more than 66%.

Keywords: Time-Series Data Analysis, Auto-Encoder, Auto Associative Neural Network, Hand Motion Identification, Deep Neural Network, Nuclear Security

## 1. 緒言

福島第一原子力発電所事故によって、原子力発電所の 電源や冷却装置を代表とする枢要設備を意図的に破壊す ることでも同等の事故を引き起こせる可能性が示された。 このため、今後は原子力発電所に対する核セキュリティ 脅威が増加すると考えられる。原子力発電所の核セキュ リティ脅威の中でも内部脅威者による妨害破壊行為は、 通常の保全作業等との区別が困難であるという特徴があ り、既存の検知技術での検知は困難である。従って、内 部脅威者による妨害破壊行為を検知するためには、行為 そのものを詳細に分析し、妨害破壊行為の特徴を検知す る新たな判別手法の開発が必要である。妨害破壊行為の 特徴を検知するためには、工具による電源盤、回路盤な どへの工作のように、手を用いた妨害破壊行為を対象と するのが効果的である。しかし、従来の画像による動作 判定手法では、「立つ」「歩く」といった全身行動の検知 を対象としとており、手の詳細な動作の検知はしていな い。本研究では、手の動作が重要な5種類の代表的な妨 害破壊行為の動作を対象とし、ニューラルネットワーク を用いてこれらを検知・判別する手法を開発した。

### 2. 手法

## 2.1 データの取得

Microsoftの製品である Kinect-v2 を用いて、代表的な 妨害破壊行為の動作の例として「押す」「叩く」「切る」「掴 む」「まわす」の5種類の動作(j=1~5)を20回繰り返した 動画を3人分撮影し、五指の先端の3次元座標を機械学 習用の教師データおよびテスト用データとした[1]。なお、 テスト用データでは、5種類の動作間にランダムな動作を 挟み、これを「未定義(j=6)」とした。

#### 2.2 時系列データの作成

動作jのiフレーム目の五指の指先の3次元座標を縦に 並べた15行1列のベクトルを pjiF とし、さらにその60 フレーム分を縦に並べて式(1)のような900行1列の時系 列データベクトル xjiを作成して、これを機械学習のため の教師データとした。

$$\mathbf{x}_{j,i} = \left(\mathbf{p}_{j,iF}^T, \dots, \mathbf{p}_{j,(i+60-1)F}^T\right)^T$$
(1)

### 2.3 ディープラーニング

Figs.1,2 に Auto-encoder[2]、AANN(Auto Associative Neural Networks)[3]のニューラルネットワークを示す。本 研究では、Auto-encode と AANN をそれぞれ積み重ねて 特徴量を順次抽出した後に、出力層をソフトマックス層 として 5 種類の動作( $j=1\sim5$ )の確率  $y_j$ を出力する 2 つのモ デルを構築した。

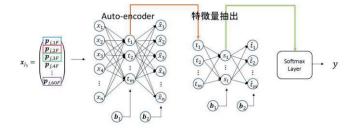
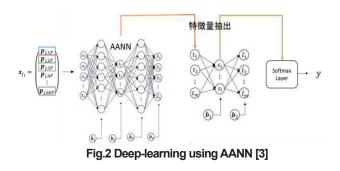


Fig.1 Deep-learning using Auto-encoder [2]

連絡先:出町和之、〒113-8654 東京都文京区本郷 7-3-1、 東京大学大学院工学系研究科原子力専攻、 E-mail: demachi@n.t.u-tokyo.ac.jp



#### 2.4 動作の判定

2つのニューラルネットワークモデルに対してテスト 用時系列データを入力として得られる出力 yiから、式(2) に示す分散 zjを求め、これを動作の判定に用いた。zjが各 動作に(j=1~5)対して設定した閾値を超えた場合には、zj が最大値となる j に相当する動作(j=1~5)を判定結果とし、 閾値を超えない場合には「未定義(j=6)」の動作を判定結 果とした。

$$\mathbf{z}_{j} = \left(\mathbf{y} - \overline{\mathbf{y}}\right)^{2} \tag{2}$$

### 3. 結果と考察

5 種類の動作(j=1~5)のテスト用データを入力して、2つ のニューラルネットワークモデルから得られた動作確率 値 yiの時間変化の結果を Fig.3,4 に示す。いずれの手法で も正解の動作が 90%以上で最大の確率を示している。

ただし、「まわす(j=5)」の出力値 ys が他の動作に比較し て小さい。これは、「まわす」の時系列データが他の動作 の時系列データとの共通成分を多く持つためであると考 えられる。対策として、肩や肘を含めた時系列データを 用いることが挙げられる。

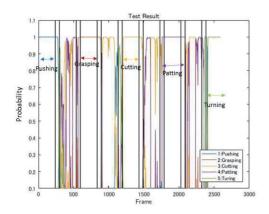


Fig.3 Output of Auto-encoder for 5 motions and unknown motion

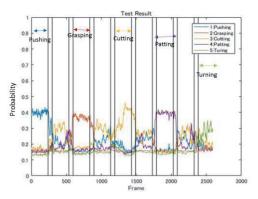


Fig.4 Output of AANN for 5 motions and unknown motion

また、Auto-encoder では、5種類の動作間で「未定義(j=6)」 に相当する y<sub>6</sub>がほぼ1となり、2.4 で述べた動作判定が出 来ず、AANN のみを対象に動作判定を行った。Fig.5 に示 すようにその判定の正解率は65.05%であった。

Ē				onfusi				
1	<b>230</b>	0	0	0	0	0	10	95.8
	8.9%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.4%	4.29
2	0	<b>228</b>	0	0	0	<b>0</b>	<b>12</b>	95.0°
	0.0%	8.8%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%	5.0%
3	0	0	<b>184</b>	0	0	149	53	47.7
	0.0%	0.0%	7.1%	0.0%	0.0%	5.8%	2.0%	52.3
4	0	0	0	<b>225</b>	0	0	25	90.0
	0.0%	0.0%	0.0%	8.7%	0.0%	0.0%	1.0%	10.0
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	<b>106</b> 4.1%	0 0.0%	0 0.0%	100
6	9	<b>2</b>	<b>34</b>	14	<b>41</b>	<b>646</b>	<b>282</b>	62.8
	0.3%	0.1%	1.3%	0.5%	1.6%	24.9%	10.9%	37.2
7	0	9	<b>21</b>	0	60	161	<b>90</b>	26.4
	0.0%	0.3%	0.8%	0.0%	2.3%	6.2%	3.5%	73.6
	96.2%	95.4%	77.0%	94.1%	51.2%	67.6%	19.1%	66.0
	3.8%	4.6%	23.0%	5.9%	48.8%	32.4%	80.9%	34.0
1	1	2	3	4	5	6	7	

Fig.5 Identification Results of 5 motions and unknown motion by AANN

### 4. 結論

画像解析より得られる五指の指先座標時系列データの ディープラーニングによる手の動作検知・判定手法を開 発した。AANNを判定の正解率は約65%であった。

#### 参考文献

- [1] Kazuyuki Demachi, Shi Chen, Yusuke Kawasaki, and Shigeru Kamenoto, "Development of malicious behaviors detection method by movie analysis", IAEA International Conference on Nuclear Scurity: Commitment and Action, No. 44, Dec 5-9, (2016)
- [2] Geoffrey E. Hinton, R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks", Science. 313, 504-507, (2006)
- [3] M.A. Kramer, "Nonlinear Principal Component Analysis Using Autoassociative Neural Networks", AIChE Journal, Vol. 37, No. 2, 233-343, (1991)