



福島原子力事故関連情報アーカイブ

Fukushima Nuclear Accident Archive

Title	ディープラーニングによる個人線量計測データを用いた行動パターン自動判別
Alternative_Title	Automatic discrimination of behavior patterns by deep learning using personal dose measurement data
Author(s)	石井 利明(東京電力ホールディングス), 内山 恵三(東京電力ホールディングス), 小林 紀彦(東京電力ホールディングス), 竹田 恒(東京電力ホールディングス), 林 徳寿(東京電力ホールディングス) Ishii, Toshiaki(Tokyo Electric Power Company Holdings, Inc.); Uchiyama, Keizo(Tokyo Electric Power Company Holdings, Inc.); Kobayashi, Norihiko(Tokyo Electric Power Company Holdings, Inc.); Takeda, Hisashi(Tokyo Electric Power Company Holdings, Inc.); Hayashi, Tokuhisa(Tokyo Electric Power Company Holdings, Inc.)
Citation	第 6 回環境放射能除染研究発表会要旨集, p.51 6th Workshop of Remediation of Radioactive Contamination in Environment
Subject	セッション：リスク管理
Text Version	Publisher
URL	http://f-archive.jaea.go.jp/dspace/handle/faa/135380
Right	© 2017 Author
Notes	禁無断転載 All rights reserved. 「第 6 回環境放射能除染研究発表会要旨集」のデータであり、発表内容に変更がある場合があります。 学会は発表の機会を提供しているもので、内容に含まれる技術や研究の成果について保証しているものではないことをお断りいたします。



ディープラーニングによる個人線量計測データを用いた行動パターン自動判別

○石井利明、内山恵三、小林紀彦（東京電力ホールディングス㈱ 福島本部 除染推進室）
竹田恒、林徳寿（東京電力ホールディングス㈱ 経営技術戦略研究所 経営戦略調査室）

1. はじめに

個人線量計を用いた個人線量の計測が各方面で行われている。ここで、各計測者の行動パターンを記録しておき、個人線量と対比して分析することは非常に重要である。年間個人線量の正確な推定、個人線量低減の検討などには必要不可欠なものである。しかし、分刻みで変わる行動パターンを正確に記録することは、計測者にとって大変な労力となる。筆者らは、ディープラーニングによる個人線量計の計測データから、行動パターンを自動判別する手法を検討している。今回は、現在検討している手法と実験結果を報告する。

2. 行動パターン自動判別のためのモデリング

個人線量計は1分単位に個人線量を計測可能な DOSEe-nano(富士電機製)を使用している。判別手法には長期的な依存関係を学習することができる、最新のリカレントニューラルネットワーク(RNN)手法である LSTM(Long Short-Term Memory)を採用した。自動判別のための入力と出力ベクトルは以下である(図1参照)。

- ①入力ベクトル：積算線量(mSv)、最大線量率(μ Sv/h)、時間帯データ(0or1) \times 24、最大線量率中央値
 - ・積算線量と最大線量率：DOSEe-nanoが1分単位に出力する計測値(表1参照)。
 - ・時間帯データ：時刻を表現するデータ。時刻09:30のデータが処理の対象の場合「9時台データ」を[1]とする。
 - ・最大線量率中央値：「自宅」を判別するためのデータ。一般的に夜中は自宅に居ることが多い。そこで、夜中(0時から5時までのデータを使用)の最大線量率の中央値を取り込み、自宅の判別精度を向上させる。
- ②出力ベクトル：3行動区分{自宅、屋内、屋外}の確率(%)：屋内は会社、学校、スーパーなどを想定
 - ・行動判別方法：初期値を変えて行った3回の学習結果をもとに行動判別をした結果が(自宅, 屋内, 屋外)=(30%, 40%, 30%), (30%, 40%, 30%), (80%, 10%, 10%)であった場合、最終的な確率をそれぞれの値の合計値から(自宅, 屋内, 屋外)=(140, 90, 70)/300=(47%, 30%, 23%)とし、「自宅」を判別結果とする。

3. 実験結果

学習に使用したデータは延べ人数33人、851,146分(約591日)のデータであり、評価したデータは28人、346,774分(約241日)のデータである。4人のデータはサンプルサイズが小さいため評価から除外した。また、1人のデータが全体の59%を占めているため、そのデータも評価から除外した(図2参照)。

実験は初期値を変えて行った10回の学習結果をもとに行動判別を評価した。全体の正答率は84.2%であり、各行動パターンの正答率は(自宅, 屋内, 屋外)=(93.2%, 74.8%, 69.4%)であった(図3参照)。自宅の正答率が高い理由は、データ量が多いこと、最大線量率中央値を学習に取り入れたことによると考えられる。屋外の正答率が低い理由は、データ量が少ないこと、個人線量が自宅などに比べて変動が多いことによると考えられる。

4. まとめ

ディープラーニングを用いて個人線量計の計測データから行動パターンを自動判別する手法を考案した。今後はさらなる正答率向上に向けて、学習データの取得の継続、学習モデルの見直しなどを行う予定である。併せて、実運用に向けた自動判別システムの構築と実証試験も行う予定である。

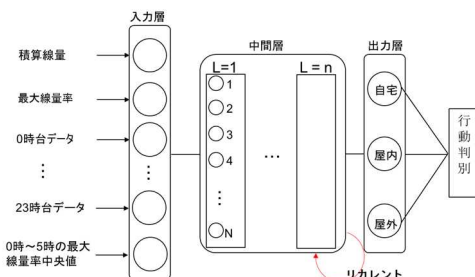


図1 RNNによる判別モデリング

表1 個人線量計出力値例

測定日時	積算線量 (mSv)	最大線量率 (μ Sv/h)
2017.05.23 09:28	0.000007	0.485
2017.05.23 09:29	0.000006	0.507
2017.05.23 09:30	0.000007	0.548
2017.05.23 09:31	0.000005	0.522

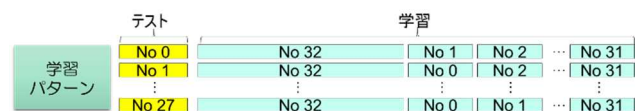


図2 使用データ

真\予測	自宅_予測	屋内_予測	屋外_予測	合計
自宅_真	178,474	9,395	3,646	191,515
屋内_真	17,721	77,592	8,366	103,679
屋外_真	6,281	9,495	35,804	51,580
合計	202,476	96,482	47,816	346,774
正答率	93.2%	74.8%	69.4%	84.2%

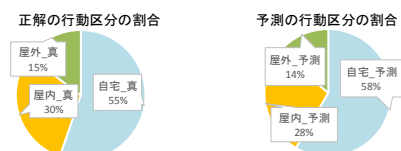


図3 各ラベルの正答率と割合(試行回数=10)