

August 2, 2019

キーグラフと SOM を用いた稀な重要事象抽出による燃料電池の損傷評価

沼田 賢一

富山県立大学 情報基盤工学講座

1. はじめに
2. E3 法
3. 燃料電池への適用法
4. おわりに

August 2, 2019

はじめに

E3 法

燃料電池への適用

おわりに

はじめに

複雑系には、潜在的な相互作用により稀に急激な事象遷移を起こすことがある。

本研究では、状態が遷移するときに共起する事象を抽出するために Essential Event Extractor(E3) 法を使って燃料電池の損傷メカニズムの解明に向ける。

まず、実世界にあるような非記号の事象を扱うためにベクトル量子化 (VQ) として自己組織化マップ (SOM) により記号化する。そして共起グラフを作成するためにキーグラフを組み合わせて使う。SOM とキーグラフは、ユーザのデータ解析を補助するための探索的データ解析手法) であるため、非常に適合性が良い。

アルゴリズム

- 1 符号化をする。SOM を用いて、事象系列 $D = e_1, e_2, \dots, e_T$ のすべての事象に対する BMU を得る。
- 2 バスケット分割をする。D をバスケット $s = [e_t, \dots, e_{t+l}]$ の集合に分割する。
- 3 共起グラフの生成をする。D をキーグラフに適用することで、共起グラフ G を得る。
- 4 事象遷移抽出をする。SOM のトポロジマップから得られる BMU と時間のデータについて、事象の生起密度を推定する。もし、2 つのプロトタイプの密度分布について、主要な極大点の時間順序が存在すれば、キーグラフ G 上で BMU 間に矢印を加える。
- 5 復号化する。キーグラフ G に加えられた辺と頂点は、参照ベクトルの座標により SOM のトポロジマップ上にマッピングする。

BMU とは、Best Matching Unit のことでニューロンの再適合ユニットのこと。

N 個の入力データを x_1, \dots, x_N , プロトタイプとなる M 個のニューロンに対する参照ベクトルを m_1, \dots, m_M とする。

初期設定として、全参照ベクトルについて、参照ベクトルと入力データ間の非類似度 $d_{i,n}^{(t)}:n=1, \dots, N$ をランダムに与える。更新ステップ数 t は 1 で初期化する。

次に、全入力データについて再適合ユニット $c(1), \dots, c(N)$ を探索する。 $c(n)=\operatorname{argmin}_{1 \leq i \leq M} d_{i,n}^{(t)}$

収束条件は、更新ステップ回数 t が t_{max} に達した時点で終了する。

ニューロンの更新は、全参照ベクトル $\phi(m_1^{(t)}), \dots, \phi(m_M^{(t)})$ について全入力データに対する非類似度 $d_{i,n}^{(t)}$ は、

$d_{i,n}^{(t)} = \|\phi(x_n) - \phi(m_i^{(t+1)})\|^2$ によって更新する。

バケットの分割とキーグラフの生成

6/12

キーグラフとは、文書データからキーワードを抽出するために提案された手法で共起事象の抽出手法としても使われている。

バケットとは事象系列を意味のある事象ごとに分割した集合のこと。

まず、任意の記号系列 D をバスケット “[.]” に分割し、

$D = [e_1, \dots, e_i][e_{i+1}, \dots, e_j] \dots [e_k, \dots, e_T]$ (ijjkkjT) とする。

キーグラフの生成は、高頻度・高共起度の島の抽出して、島と島を結ぶ橋の抽出する。

まず記号系列 D から頻度の高い事象を抽出し、頂点集合 V_1 とする。

頂点集合 V_1 の中で共起度が高い事象対を連結し、辺集合 ϵ_1 とする。

こうして基礎的要因を表す事象のグラフ $G_1(V_1, \epsilon_1)$ を得る。次に、 s をバスケット、 $|e|_s$ をバスケット s に含まれる事象 e の発生回数、 g を G_1 で連結された頂点の集合（島を構成する事象）、 $|g|_s$ をバスケット s に含まれる事象 $e \in g$ の発生回数とする。島を構成する事象群 $g \subset V_1$ が発生したときに、事象 $e \in D$ が起こる条件付き確率 $\text{global}(e, g)$ は、
$$\text{global}(e, g) = \frac{\sum_{s \in D} |e|_s |g - e|_s}{\sum_{s \in D} \sum_{e' (\neq e) \in g} |e'|_s |e|_s}$$

得られた global の $\text{key}(e)$ 値が高い事象を抽出し、頂点集合 V_g とする。また、共起度が高い事象 e と $e \in g$ の事象対を連結し、辺集合 ϵ_g とする。こうして、グラフ $G_2(V_2, \epsilon_2)$ を得る。

最後にグラフ ϵ_1 と ϵ_2 を併合すると全体の共起グラフ ϵ が得られる。

注目されている燃料電池の実用化に向けて稼働時の損傷評価手法の開発が大きな課題。

従来は電気的手法によって劣化の程度が評価されていたが、近年破壊や損傷の際に生じる微弱な弾性波を計測するアコースティック・エミッション法（AE 法）によって物理的損傷の計測に成功している。実験ではこのような AE 事象系列から共起分析を使って燃料電池の損傷メカニズムを解明すること。

燃料電池の装置の概略図は以下の図。800℃まで温度を上げて室温まで降下させる。

計測時間 60 時間の間に統計的抽出によって 1429 個の AE 事象が得られた。

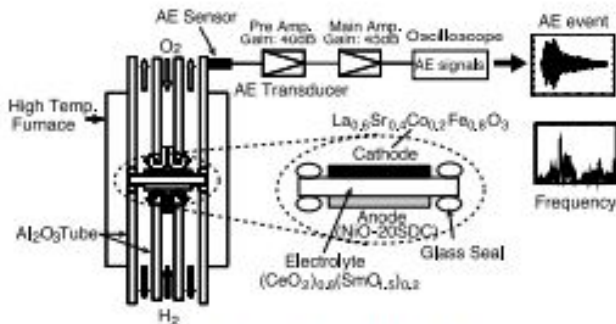


図 4 SOFC 損傷試験装置

Fig. 4 Schematic diagram of SOFC damage test apparatus

以下の図は、SOM のトポロジマップにおける各時間ごとの発生密度分布の変化と、発生頻度が高い領域の推移と各領域の AE 波形お

はじめに

E3 法

燃料電池への適用

おわりに

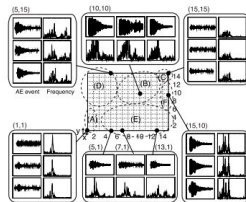


図 8 カーネル SOM のトポロジマップにおける AE 事象顕出領域と各領域の AE 事象サンプル
Fig. 8. Emergent occurrence regions and sample AE events on the topological map by the kernel SOM

および周波数スペクトルの代表例。

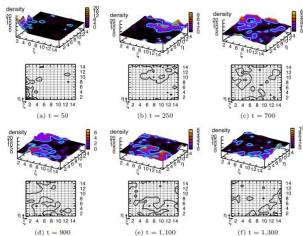
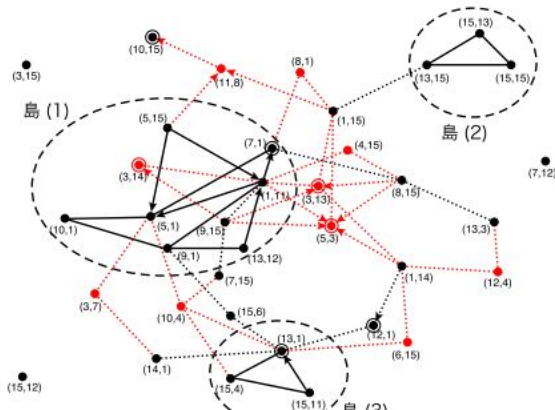


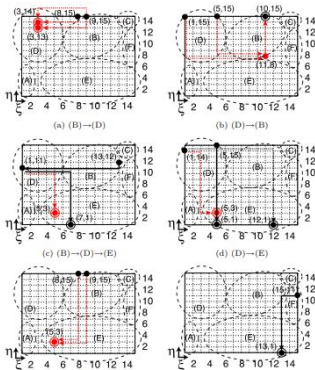
図 7 カーネル SOM と密度推定を用いた SOFC の振動遷移 (上部: 三次元表示, 下部: 等高線表示)

以下の図は、キーグラフの出力結果。黒丸は高頻度な基礎的要因である島を構成する事象を表していて、赤丸は島を結ぶ橋を構成する事象を表している。また、実線は点線よりも共起度が高いことを表している。発生密度の変化により事象遷移を抽出したものが矢印になっている。

Fig. 9 An order of major peaks on occurrence density change of the prototypes.



以下の図は、抽出されたた事象遷移をトポロジマップにマッピングした結果。この結果からこれまでで専門家らが気づいていなかった点としては図の (a) と (b) が反対向きの遷移をしていることで、初期欠陥の進展と電解質には相互作用が存在すると推定された。また、電解質と電極材は燃料電池の構造上つながっているが、電解質と電極材の損傷に相互作用が抽出されなかった。



まとめ

- ① E3 法を用いたことで専門家は新しい情報を得ることができた。
- ② この損傷実験を繰り返し行うことで、遷移事象の再現性を確認することで信頼性は高められる。

今後の課題

- 1 本論文ではデータ空間のベクトル量子化と視覚化に SOM を用いたが、ほかの量子化や視覚化技術とベンチマークデータを用いた比較実験やユーザの探索的分析の被験者実験による比較が必要。