

# キーグラフとSOMを用いた燃料電池の損傷共起分析

Co-occurrence Analysis of Damage on Fuel Cell using KeyGraph and SOM

北川 哲平\*<sup>1</sup> 福井 健一\*<sup>2</sup> 佐藤 一永\*<sup>3</sup> 水崎 純一郎\*<sup>3</sup> 森山 甲一\*<sup>2</sup>  
 Teppei Kitagawa Ken-ichi Fukui Kazuhisa Sato Junichiro Mizusaki Koichi Moriyama  
 栗原 聡\*<sup>2</sup> 沼尾 正行\*<sup>2</sup>  
 Satoshi Kurihara Masayuki Numao

\*<sup>1</sup>大阪大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

\*<sup>2</sup>大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

\*<sup>3</sup>東北大学多元物質科学研究所

Institute of Multidisciplinary Research for Advanced Materials, Tohoku University

SOFC(Solid Oxide Fuel Cell) is a highly efficient power generation system as well as low-pollution. However, it is an extremely important problem that desaturation occurs while SOFC is under operation. We have developed a technique to measure the mechanical damage of SOFC using Acoustic Emission(AE) method. In this research, we aim to find AE events which can predict damage transition from AE event sequence by using KeyGraph. However, AE events sequence is not applicable for KeyGraph directly because all AE event is "non-symbolic data". Therefore, we employed SOM(Self-Organizing Maps) for making AE events "symbolic data".

## 1. はじめに

固体酸化燃料電池 (Solid Oxide Fuel Cell:SOFC) は、低公害性・静音性・高い発電効率をもつ発電器として注目され、実用化に向けた研究が進められている [1]。SOFC は高温環境で動作するため長期間使用すると、劣化・変形・破壊などの物理的な損傷が生じる問題がある。しかし、SOFC のような複合材の損傷はスケールの異なる力の非線形な相互作用によって生じるため、物理モデルを構築し、予測することは極めて困難である [2]。これに対し近年では、非破壊検査法であるアコースティック・エミッション (AE) 法によって物理的な損傷の計測に成功しており [3]、この AE 信号を用いた損傷評価手法の開発が望まれている。

しかし、従来の AE 研究の多くが AE 信号と単一材料の力学的関係に関する研究であり、複数種類の AE 信号が混在する複合材の損傷に関する研究はほとんどされていない。従来の信号処理方法ではこのような大規模かつ複雑なデータを評価することは困難であった [4]。

このような大規模なデータの概略をつかみ、専門家の探索的分析を補助するにはクラスタリングやデータ分布の可視化が有用である [5][6]。これまでに我々は、カーネル SOM(Self-Organizing Maps) を用いて SOFC の損傷タイプの特定と大域的な損傷過程の把握が可能であることを示した [7]。

本研究の目的は、SOFC の損傷フェーズが遷移する予兆となる AE 事象の発見をすることである。しかしながら、時系列変化において SOFC のような複合材の損傷は、潜在的な力によりそれまでの進展に比べて極めて短い時間にかかる事象である。そのため、AE 発生頻度に基づいて各損傷フェーズの

評価を行っていた今までの研究手法では、予兆となる AE 事象のように頻度の低い事象については評価できない。そこで、本研究では事象間の共起関係に着目するチャンス発見 [8] を利用した。

チャンス発見では従来のデータマイニング手法と異なり、事象間の共起関係を考慮することで、単純な頻度の数え上げでは発見できない事象の抽出が可能である。たとえば、大澤 [9] はキーグラフを用いて危険断層の予測について研究を行った。地震は SOFC と同様に、メカニズムが完全には解明されておらず、さらに、全ての活断層内部を調査するのは現実的に困難である。そこで、大澤は既知の活断層の共起関係から、地震の予兆発見の可能性を示した。

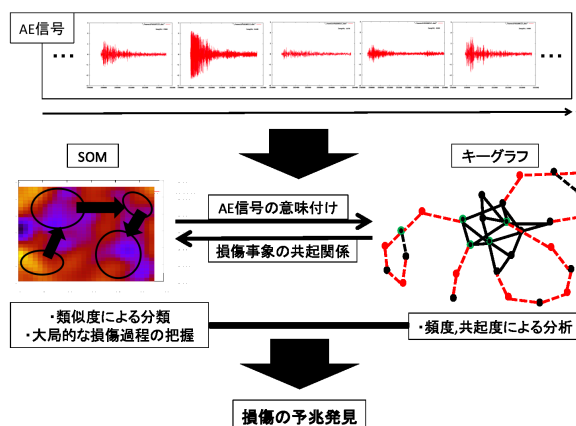


図 1: SOM とキーグラフによる損傷予兆発見の枠組み

ここで、キーグラフは記号化されたデータを対象としているが、本研究で扱う AE は非記号の信号データである。そこで非記号データである AE 信号を SOM により意味付けし、記号

連絡先: 北川 哲平, 大阪大学産業科学研究所,  
 〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1,  
 Tel:06-6879-8426, Fax:06-6879-8428,  
 E-mail:kitagawa@ai.sanken.osaka-u.ac.jp

データの分析手法であるキーグラフに適用する方法を提案した(図1)。本研究では、SOMにより分類された各ノードに対応するAE信号群を1つの事象とみなしてキーグラフを適用した。これにより、各損傷事象の共起関係を可視化し分析することによって、損傷の予兆発見の可能性を示した。今後、SOFCの運転に重大な影響を与える損傷について事前対策がとれるなどの応用が期待できる。

## 2. SOFCの損傷分類

### 2.1 SOFC損傷評価試験概要

本論文では、SOFCにおける損傷評価試験のデータを利用した。この模擬作動環境下における通電試験の実際の装置の概略を図2示す。

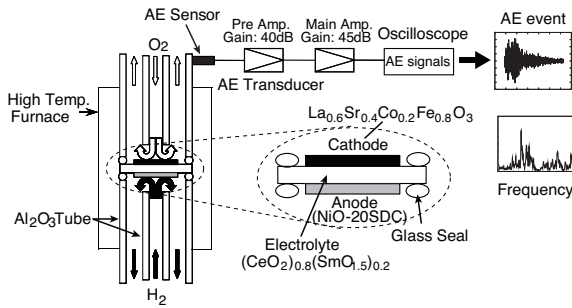


図2: SOFC損傷試験およびAE計測装置

この損傷試験は、SOFCの運転中に起こる亀裂や変形による弾性波をAEセンサで測定するものである。得られたデータは、サンプリング間隔  $10^{-6}$ s、計測時間60時間で得られたAE信号を統計的手法[7]により切り出した1429個のAE事象を用いた。

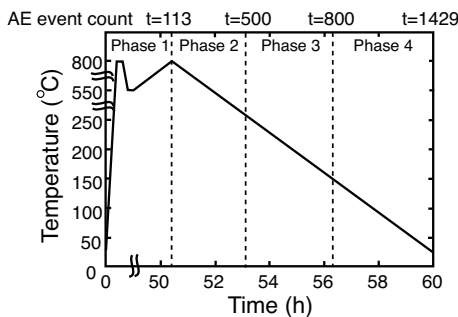


図3: 損傷フェーズと温度履歴との対応関係

図3は損傷評価試験の温度変化を表している。ここで、tは時間ではなくAEの検出カウントを表している。

表1 各損傷フェーズ

フェーズ 1(t=1-113)	図4の領域(a)に集注して現れている。昇温期間の損傷であり、降温期間の損傷のメカニズムと異なる。
フェーズ 2(t=114-500)	図4の領域(b)に多く現れている。降温を開始した期間であり、SOFC内部の材料が収縮し始め初期欠陥や不均一性による損傷が発生したと類推される。
フェーズ 3(t=501-800)	図4の領域(c)および(d)に現れている。電解質き裂、ガラスシールの損傷が発生していると考えられる。
フェーズ 4(t=801-1429)	図4の領域(e)および(d)に多く現れており、エネルギーが大きい。電極材の割れ、電極と電解質の層間はく離、ガラスシールの損傷が起きていると考えられる。

### 2.2 カーネルSOMによる損傷評価

SOMは、ヘルシンキ大学のKohonenによって提案された教師なし学習ニューラルネットワークである[10]。SOMを用いることにより高次元の入力データを類似度に応じて自律的に分類し、2次元のノードによる格子上で表現することが可能である。

本研究では、AE事象間の周波数スペクトルの類似度としてKullback-Leibler(KL)情報量[11]を導入するため、類似度の関数として任意のカーネル関数を導入できるカーネルSOM[12][13]を用いた。我々の先行研究によりAEの発生頻度の経時変化や温度・周波数などの変化を参照し、燃料電池および破壊力学の専門家の探索的分析によりカーネルSOMから得られたマップ上でSOFCの損傷との対応付け(図4)と大まかな損傷フェーズ(表1, 図??)は得られている[7]。

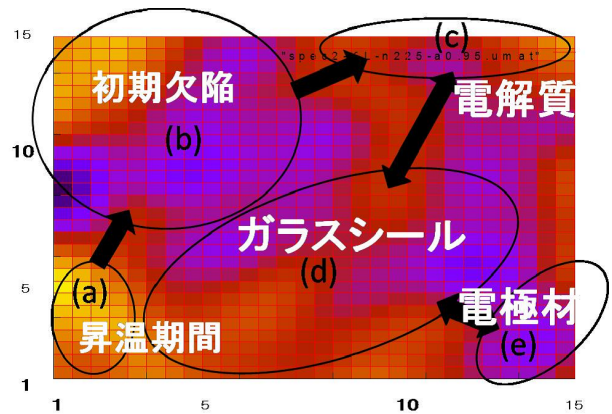


図4: カーネルSOM上におけるAE事象の損傷意味付け結果

図4のマップ上の濃淡は隣接するノードに属するAE事象の類似度を表しており、青色が濃いほど類似したAE事象である。

## 3. キーグラフによるSOFC損傷共起分析

### 3.1 キーグラフ

キーグラフはチャンス発見のためのツールである。チャンス発見とは、人間の意思決定過程において重要な事象を抽出することである。特にチャンス発見では、偶然だと思われていた事象や生起確率は低いので無視されていたような事象の抽出を目

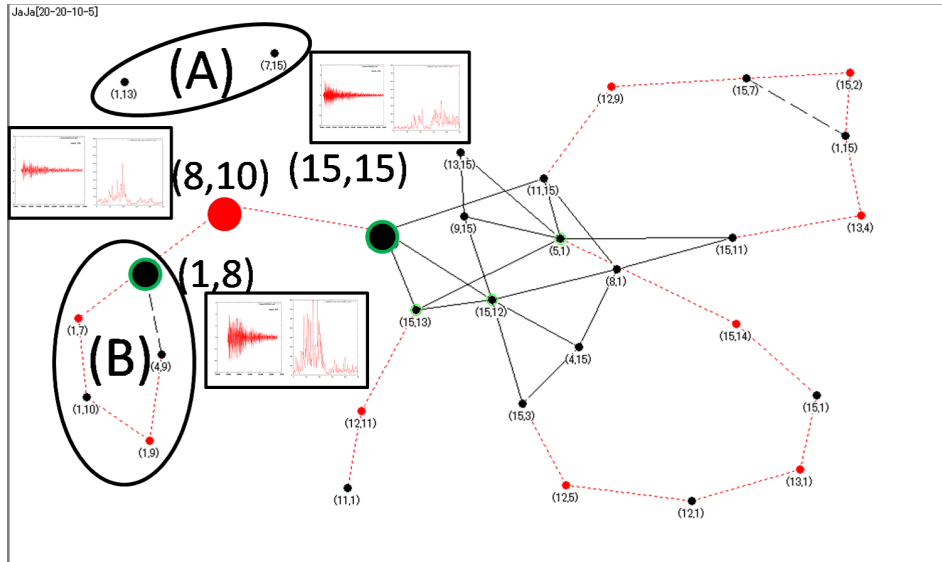


図 5: エネルギー閾値  $E_\sigma = 1200\text{mV}^2$  におけるキーグラフ

的としている。このため、頻出パターンや規則を抽出する従来のデータマイニング手法は利用できない。

そこで、キーグラフでは複数事象間の頻度及び共起度をもとにグラフを生成し、視覚的に重要な事象を抽出する手法となっている。

### 3.2 AE 事象系列に対する Fatal Fault Finder(F<sup>3</sup>)

SOFC は複合材であり、内部で各材料が相互作用を及ぼしあっている。その相互作用により、小さなエネルギーをもつ損傷が起こると隣接する材料にストレスが蓄積されていくと推察される。大きなエネルギーをもつ損傷が起こると、そのエネルギーによってストレスが解放され内部の相互作用の状態が変化し、損傷過程が移行すると考えられる。本研究では、Fatal Fault Finder(F<sup>3</sup>)[9]に基づき、一定閾値以上のエネルギーをもつ損傷が起こるまでを一連の損傷過程であると仮定し、AE 事象に区切りを入れ「バスケット」(図 6) に分割した。「バスケット」とは、共起度を算出するときに一連の複数事象を意味のある事象ごとに分割した集合である。

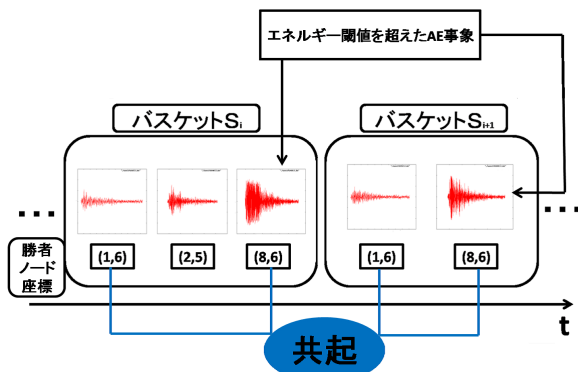


図 6: エネルギー閾値によって区切られたバスケットの例

図 6 のバスケット  $s_i$  内の上段は AE 信号、下段は AE 信号が属する SOM 上のノード座標を示している。損傷の予兆発見は以下の手順で行う。

**STEP1**  $T$  個の AE 事象系列  $X_1, X_2, \dots, X_T$  の各 AE 事象に対応するエネルギー  $E_1, E_2, \dots, E_T$  および SOM 上の勝者ノード座標  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_T, y_T)$  を得る。

**STEP2** 任意のエネルギー閾値  $E_\sigma$  を定め、AE 事象を以下の条件を満たすバスケット  $(x_t, y_t), \dots, (x_{t+l}, y_{t+l})$  に分割する。

1.  $E_{t+l} > E_\sigma$
2.  $E_{t+i} \leq E_\sigma$  ( $i = 0, \dots, l-1$ )

**STEP3** バスケットに含まれる各 AE 事象間の共起度を算出する。本研究では、次式で定義される Jaccard 係数を用いた。

$$Jaccard(a, b) = \frac{P(a \cap b)}{P(a \cup b)} \quad (1)$$

ここで、 $P(a)$  は任意の事象  $a$  がバスケットに少なくとも 1 つ出現する確率を表している。

**STEP4** 各 AE 事象間の共起度および頻度からキーグラフを生成し、各損傷フェーズをつなぐ事象を予兆とする。

### 3.3 キーグラフによる損傷共起の可視化結果

本研究ではキーグラフの出力に Polaris[14] を用いた。また、本研究において降温期間の損傷事象を対象としているため、試験から得られた 1429 個の AE 信号のうち、昇温期間に発生した 113 個の AE 信号は取り除いた。

エネルギー閾値  $E_\sigma = 1200\text{mV}^2$  で AE 事象を区切った場合のキーグラフは次の図 5 になる。ノード数に着目すると全ての領域のノードが均一に表示されており、各島は一定の意味をもっている。つまり、図 7 の可視化結果と照らし合わせると、各領域とキーグラフ上での共起の集合が一致している。例えば、集合 (B) はノード座標  $(1,8), (1,7), (1,10), (1,9), (4,9)$  を含む集合であり、これは図 4 の領域 (b) と一致している。また各島を繋ぐ事象が存在し、その事象が何らかの意味をもつ事象であると類推される。以上から、エネルギー閾値  $1200\text{mV}^2$  が適当な閾値であると判断した。

図 5 の集合 (A) のノード座標  $(1,13), (7,15)$  に含まれる AE 事象は頻度は高いが、他のどの事象とも共起していない。つまり、



ノード座標 (1,13),(7,15) の AE 事象は、他のどの AE 事象とも関係性がない。図 4 を参照すると、ノード座標 (1,13),(7,15) は領域 (b) 材料の初期欠陥や不均一性から生じる損傷に含まれている。以上から、ノード座標 (1,13),(7,15) に含まれる AE 事象は、頻度の高い初期欠陥から生じた損傷であるが、他の損傷に影響を与えないと言える。

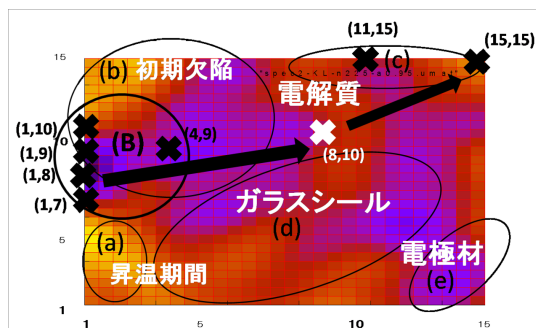


図 7: SOM 上の「材料の初期欠陥による損傷」から「電解質の損傷」への遷移

図 5 の集合 (B) のノード座標 (1,8) はノード座標 (8,10) を介してノード座標 (15,15) と共起している。(1,8) が属する集合 (B) はノード座標 (1,7),(1,10),(1,9),(4,9) を含み、(15,15) はノード座標 (11,15) と共起度が高い。図 7 を参照すると、(1,8) を含む集合は領域 (b) に、(15,15) を含む集合は領域 (c) に対応している。しかし、(8,10) はどの損傷領域にも含まれていない。すなわち、領域 (b) 「材料の初期欠陥による損傷」から領域 (c) 「電解質の損傷」に移行するときに重要な意味をもつ AE 事象である可能性が高い。これは単なる頻度の数え上げだけでは発見することができない事象である。

さらに、(8,10) に含まれる AE 事象が発生してから (15,15) に含まれている AE 事象が発生するまでに数分間時間がある。この時間に事前対策を取ることで、SOFC の長期運転に重大な影響を与える損傷を回避するなどの応用が期待できる。

#### 4. まとめ

本研究は、SOFC 損傷試験において得られた多くの AE 信号について、複数事象間の共起関係による可視化手法であるキーグラフを用いることで、SOFC の損傷共起分析を行った。従来研究において、カーネル SOM を用いた SOFC の大局的な損傷過程の評価がなされており、本研究では、カーネル SOM により分類されたクラスタを事象とみなしてキーグラフに適用することで、各損傷事象間の可視化分析による損傷の予兆発見の可能性を示した。

キーグラフによる共起分析と SOM による AE 事象の意味付け結果を併用することで、損傷の予兆となる AE 事象が存在することが確認できた。また、非記号データである AE 信号を SOM により意味付けすることで、記号データを分析手法であるキーグラフに適用することが可能であることを示した。

今後の課題として、複数の SOFC 損傷実験データに適用することで、損傷の予兆となる AE 事象を特定する必要がある。SOFC の損傷診断へ向けた課題としては、AE 信号の時系列と起電力低下時刻とを組み合わせることにより物理的損傷と電気化学的特性の関連性を知ることなどが挙げられる。これらの課題を解決することによりオンラインでの SOFC 損傷診断の実現が期待できる。

#### 謝辞

本研究は、科研費 (21700165) の助成を受けて行われた。

#### 参考文献

- [1] 「SOFC プロジェクト SOFC(固体酸化物燃料電池) 実証研究」, “<http://sofc.nef.or.jp/index.html>”.
- [2] D. Sornette. “Predictability of catastrophic events: Material rupture, earthquakes, turbulence, financial crashes, and human birth”. Proceedings of the National Academy of Science, Vol.99, No.Suppl. 1, pp.2522-2529, 2002.
- [3] 佐藤一永, 橋田俊之, 八代圭司, 湯上浩雄, 川田達也, 水崎純一郎. “模擬作動環境下における固体酸化物燃料電池の機械的損傷評価法の開発”. Journal of Testing and Evaluation, Vol.34, No.3, pp.246-250, 2006.
- [4] 仲佐博裕. “アコースティックエミッションの理論と実際”. 地人書館, 1994.
- [5] S. Rippengill, K. Worden, K. M. Holford, and R. Pullin. “Automatic classification of acoustic emission patterns”. Strain, Vol.39, No.1, pp.31-41, 2003.
- [6] N. Godin, S. Huguet, and R. Gaertner, “Integration of the Kohonen’s self-organising map and k-means algorithm for the segmentation of the AE data collected during tensile tests on cross-ply composites”. NDT and E International, Vol.38, No.4, pp.299-309, 2005.
- [7] 福井健一, 赤崎省悟, 佐藤一永, 水崎純一郎, 森山甲一, 栗原聡, 沼尾正行. “固体酸化物燃料電池における損傷過程の可視化”. 日本機械学会論文集 A 編, Vol.76, No.762, pp.223-232, 2010.
- [8] 大澤幸生. “チャンス発見の情報技術 ポストデータマイニング時代の意思決定支援”. 東京電機大学出版局, 2003.
- [9] 大澤幸生, “地震履歴データマイニングによる危険断層の発見”. 人工知能学会誌, Vol.15, No.1, pp.57-60, 2000.
- [10] T. Kohonen, “Self-Organization Maps”. Springer Verlag, 1995.
- [11] 福井健一, 赤崎省悟, 佐藤一永, 水崎純一郎, 森山甲一, 栗原聡, 沼尾正行, “カーネル SOM を用いた損傷評価のための隣接性を考慮した分類性能評価”, 情報処理学会論文誌:数理モデル化と応用, Vol.3, No.1, pp.36-48, 2010.
- [12] P. Andras. “Kernel-Kohonen networks”. International Journal of Neural System, Vol.12, No.2, pp.117-135, 2002.
- [13] R. Bouelt, B. Jouve, F. Rossi, and N. Villa. “Batch Kernel SOM and Related Laplacian Methods for Social Network Analysis”. Neurocomputing, Vol.71, pp.1257-1273, 2008.
- [14] 岡崎直観. Polaris. <http://www.chokkan.org/software/polaris/>.