

AE 法と数値解析による 材料の微視変形解析

白岩隆行*

shinshinkiei

1. はじめに

この度,日本金属学会奨励賞をいただいた.これまでにご 指導ご鞭撻いただいた先生方や企業・研究機関の研究者、学 会関係者の方々,研究室の学生諸君に深く感謝申し上げた い. 今後の研究活動の励みにしたいと思う. それと同時に, 本賞はきちんと研究に向き合うようにとの先生方からの厳し い叱咤激励であると受け止めている. 一層身を引き締めて, 研究に取り組もうと思う.本受賞は、アコースティック・エ ミッション(AE)法と数値解析によるものであった.数値解 析については優れた論文がいくつもあり、本稿の著者はほと んどそれらを利用しているに過ぎない.本稿では著者が最近 取り組んでいる AE 法を用いた材料評価について紹介するの が適切であると思った. AE 法はそのユニークな特徴から魅 力的な計測手法であると認識されながらも、計測や解析にノ ウハウが多く存在し、手を出しにくいと思われる材料研究者 も多いようである. 浅学の著者がこのような題目で執筆する ことはおこがましいことであると思いつつも, AE 法の有用 性や今後の材料研究における使い道について議論するきっか けになればと思う.以下では著者が最近取り組んできた研究 例を2,3取り上げた後に、現在取り組んでいる数値解析と AE 法の融合研究について述べる. 個々の研究の詳細につい ては著者らの原著論文(1)-(3)を参照いただければ幸いである.

2. 高強度鋼の水素脆化割れのクライテリオン導出

非破壊検査法としての AE 法は,欠陥の生成や変形・破壊 といった動的な現象を検出する手法として利用される.材料 中で欠陥や微視的な変形が生じると、弾性波が生じる.その 弾性波が材料中を伝わって表面に設置された圧電素子等のセ ンサにより電気信号に変換されたものが AE 信号である.そ のような異常を検出する手法として AE 法を利用した例が、 本章で述べる高強度鋼の水素脆化割れの評価である.

近年,鋼構造物や輸送機器の軽量化のために高強度鋼の需 要が高まっているが、高強度鋼の溶接においては信頼性の観 点で大きく二つの課題が残されている.ひとつは溶接継手の 疲労強度が母材よりも著しく低いこと、もうひとつは水素感 受性が高く溶接部において低温割れが起きうることである. 疲労に関しては有限要素法(FEM)やマイクロメカニクスを 用いた数値解析により溶接継手の疲労性能を予測する枠組み を提案した⁽⁴⁾⁽⁵⁾. 開発した計算モジュールは MInt システ ム⁽⁶⁾において稼働中である.一方で,低温割れに対する実用 的な予防策は、溶接前に予熱を与えることで水素拡散を促進 させ、局所的な水素の集積を防ぐことである.過剰な予熱は 製造コストや微視組織への影響の観点から望ましくないた め,低温割れを防ぐための限界予熱温度の予測が必要であ る.炭素当量(Pcm, CEN等)を用いた限界予熱温度決定法 では十分な予測精度が得られないため、近年、数値解析手法 により溶接部の伝熱・応力場・水素拡散挙動を計算する試み が行われている(7). さらに低温割れを予測するためには,有 効なき裂発生クライテリオンの導出が求められる. そこで著 者らは、高強度鋼の水素脆化割れを AE 法を用いて検出し、 き裂生成のクライテリオンを導出することを試みた⁽¹⁾.図1 は 980 MPa 級鋼について,熱処理条件や初期水素量を変化 させて, SSRT(Slow Strain Rate Test)試験中の AE 測定を 行ったものの一例である.図に示すように,試験片中央に導 入したノッチ近傍で振幅の大きな AE 信号が検出され,矢印

2022年6月6日受理[doi:10.2320/materia.61.488]

^{*} 東京大学大学院工学系研究科;講師(〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

Microscopic Deformation Analysis of Materials by AE Method and Numerical Analysis; Takayuki Shiraiwa (School of Engineering, The University of Tokyo, Tokyo)

Keywords: Acoustic emission, fracture, finite element analysis, machine learning, inverse analysis, hydrogen embrittlement, composite, dislocation, data assimilation

で示すようにき裂発生応力(σ_{AE})を推定できた.き裂発生応 力は初期水素濃度の増加とともに減少することを確認した. さらに, FEM により SSRT 試験中の局所水素濃度を計算す ることで、き裂生成の限界条件を局所水素濃度と最大主応力 の関数として整理した. 関数の形は津崎らのグループが提案 しているもの⁽⁸⁾を利用した. 導出されたクライテリオンが有 効であるか確認するために,実際にy形溶接割れ試験を行 い,溶接直後から48時間 AE 計測を行った. AE センサはマ グネット式のものを用いることで、溶接後に簡便に取り付け ることができた. 溶接後の累積 AE エネルギー及びエネルギ ーレートの例を図2に示す.低温割れが生じた条件では、い ずれの条件でも AE エネルギーレートに明らかなピークが見 られ、き裂発生時刻を推定することができた.FEM により 溶接ルート部における最大主応力と局所水素濃度の変化を求 め,SSRT 試験から得られたクライテリオンに代入したとこ ろ,き裂発生時刻は最大主応力-局所水素濃度曲線がき裂生 成限度曲線を越える時刻と概ね一致し, SSRT 試験から導出 されたき裂発生クライテリオンの有効性が示された. さらに その結果をもとに、溶接継手の割れ率や限界予熱温度を予測 する手法を提案した.

以上のように AE 法を用いることで材料内部の破壊を検知 し、数値解析により応力や水素濃度といった状態量を計算す ることで、破壊のクライテリオンを導出することができた. 低温割れに関連する計測技術として、X線回折や中性子回 折による残留応力測定、y割れ試験後の割れ率計測,昇温脱



図 2 y 形溶接割れ試験中の AE エネルギーの変化.(オンライ ンカラー)

離ガス分析法(TDS)や二次イオン質量分析法(SIMS)による 水素分析技術があるが、いずれも基本的には静的な計測手法 である.これらの計測ではいつ・どこで事象が発生したか特 定することが容易ではない.一方、AE 法では現象を直接見 ることができないが、いつ事象が起きたか知ることができ、 ある程度の位置標定もできる.上記のような計測とAE 法を 組み合わせて相補的な解析を行うことで破壊現象の全容がわ かるのではないかと思う.

3. LPSO 型 Mg 合金の変形機構解析

前章の研究では、AE 信号の発生タイミングのみに注目し て解析を行った. 我々が音を聞いて, その音の高低や強弱を 感じ取るように、AE 信号にも周波数特性や強弱の時間変化 の情報が含まれる.これらAE 波形の特徴は、AE 波を放出 する現象と関係しているはずである.従って、AE 波形の周 波数特性や波形の形状を解析することで、AE を放出する現 象(AE 源)の分類ができると考えられる. このような考えの もとに、材料試験中に発生する AE 信号の周波数スペクトラ ムを教師なしクラスタリング手法(k-means法等)に適用す ることでAE信号を分類することがよく行われる. このよう な手法は簡便であり何も考えずに実施できるという利点があ るが、一般に時系列データの解析において k-means 法によ る分類自体が失敗することはよくある⁽⁹⁾.それに気づかず AE 信号をクラスタリングした結果だけを採用して,研究者 の直感や判断によって都合のよい解釈をすることもあるので はないかと懸念する. AE 法は間接的な手法であるので, 他 の観測手法により各 AE クラスタの物理的意味を注意深く考 える必要があるだろう. また計測される周波数特性は, AE センサの種類や試験片形状によって変化することにも注意が 必要である.以上のことから,多くの材料研究において, AE 信号を教師なし学習により分類することに対して,疑問 に思うところがあった. そのような中, 近年熊本大学で開発 された LPSO 型 Mg 合金の変形機構解析に取り組む機会に 恵まれた.この合金では、従来の Mg 合金とは異なり、キ ンク変形が生じることにより強化されると言われてい る⁽¹⁰⁾. 高強度を示す Mg₈₉Zn₄Y₇ 押出材は α-Mg 相と LPSO 相の二相から構成される. そこで著者らは, α-Mg 単相と LPSO 単相の材料をそれぞれ準備し、圧縮試験中に AE を放 出する現象を超高速度カメラにより直接観察し、得られたデ ータを教師データとして「教師あり」学習することで、二相 の押出材中のAE 信号を分類することを検討した.

E縮試験装置の計測系を図3に示す. AE 波形を連続的に 取得するために,伊藤らの開発した CWM⁽¹¹⁾を用いた.前 述の水素脆化割れの実験を含め,著者らの AE 計測ではもっ ばらこの装置を利用させていただいている.高速度カメラは 島津製作所の HPV-X2 を使用した.一般的な高速度カメラ は画像を記録するメモリがイメージセンサの外部にあるた め,撮影速度は信号線による制約を受ける.ここで使用した 高速度カメラは,イメージセンサにメモリを内蔵させ,撮影 中はチップ内部に映像信号を記録し,撮影後に外部に読み出



図3 AE センサと高速度カメラを備えた圧縮試験装置.(オン ラインカラー)

すことにより1000万 FPS の超高速撮影を実現したものであ る⁽¹²⁾. AE 信号の周波数帯は通常 100 kHz-数 MHz であり 10 MHz 程度のサンプリングレートで計測するため, AE 計 測と同様の時間分解能を持つことになる.ただし、その構成 上,記録可能な画像枚数が限られるという欠点がある(高解 像度モードで256枚). そこで試験中に得られる AE 信号を 増幅し、高速度カメラに撮影のトリガとして入力することと した. AE は発生からセンサ表面への伝播, センサによる圧 電変換、アンプによる増幅を経て高速度カメラに入力され る.ここから高速度カメラ内部のディレイを差し引くと,一 連の動作に10µs程度かかることを確認した.したがって, AE 信号をトリガ入力することで、高速度カメラの内蔵メモ リに格納されている画像を取り出せば、AE 発生の約10 µs 前から25.6 µs 間の映像を0.1 µs の時間分解能で撮影でき る.実際に撮影した画像を図4に示す.α-Mg相の双晶変形 と、LPSO 相のキンク変形を明瞭に観察することができた. 双晶は瞬時に生成した後に幅方向に成長するのに対し、キン ク帯はくちばしの先端から生成し、数 µs かけて長手方向と 幅方向の両方に成長した. 同様の観察を繰り返し行うことで, AE 波形と双晶/キンク変形を1対1に結びつけたデータを 収集した.双晶による AE は特定の周波数帯にピークを持つ が、キンクによる AE はブロードな周波数特性を持つことが わかった.双晶またはキンクにラベル付けされた AE 波形を 教師データとして、機械学習により AE 信号を分類する分類 器を作成した.オーバーフィッティングに注意しつつ,いく つかの機械学習手法を比較したところ、サポートベクトルマ シン(SVM)が最も分類性能が高いことがわかった.機械学 習の手順を図5に示す.このような分類器を用いて,高強度 を示す Mg97Zn1Y2 押出材及び Mg89Zn4Y7 押出材の圧縮試験 中の AE 信号を分類した.分類結果は,途中止め試験におい て SEM-EBSD 解析によりキンク帯や双晶の観察をした結 果と矛盾しないものであった.したがって AE 法により試験 中の双晶・キンク発生挙動を連続的に捉えることができたと



図 4 (a)-(d) 純 Mg における双晶変形, (e)-(h) LPSO 相に おけるキンク変形の高速撮影結果. (オンラインカラー)

言える. また各クラスタの AE 事象の発生時刻を点過程モデ ルにより解析したところ,双晶・キンク変形ともに非ポアソ ン過程であることがわかった. すなわち,各 AE 事象は独立 ランダムに発生しているのではなく,過去の事象に何らかの 影響を受けていることを示唆するものであった.最近は地震 学で用いられる点過程モデルを用いて,各事象間の相互作用 をより詳しく解析している⁽¹³⁾.以上のように,光学的な観 察手法により材料表面において AE 源を特定し,それを教師 データとして用いることで材料内部を含めて試験片全体で発 生した AE 事象を分類することを提案した. AE と物理現象 を紐付けられるという点で強力な手法である.



図5 教師あり学習による AE 信号の分類. (オンラインカラー)

4. SiC/SiC 複合材料の破壊機構解析

前章のように AE 源を直接観察できるケースはまれであ る.実際に高速度カメラによる撮影と AE 信号を対応づける 作業は大変なものであった.計測される AE 信号の多くは材 料の内部の現象により発生するので,高速度カメラによる表 面観察は空振りすることのことの方が多かった.1回の圧縮 試験で数百回のトリガ撮影が行われるように調整すると,表 面にキンクや双晶が出てくれるのが数回という程度の成功率 であった.そこで本章で述べる研究では AE 以外の観測デー タがない状態で,観測者によらず AE のデータを分類するに はどのようにすればよいか考えた.

SiC 繊維強化 SiC マトリックス複合材料は,従来の耐熱合 金(Ni 基合金)の限界使用温度よりも約 200℃高い耐熱性を 示し,重量は約 1/3 である.航空機エンジンの高温部用材 料として期待されている.一方で,材料の信頼性確保と検査 技術確立のためには,その複雑な破壊挙動を定量的に評価す ることが必要である.そこで SiC/SiC 引張試験中に発生し た AE について,累積 AE イベント数を以下の混合ガウス分 布及び混合ワイブル分布で表現した.

$$G_{K}(\boldsymbol{\sigma}) = \sum_{i=1}^{K} \frac{a_{Ki}}{2} \left\{ 1 + \operatorname{erf}\left(\frac{\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{b}_{Ki}}{\sqrt{2c_{Ki}^{2}}}\right) \right\},$$
$$W_{K}(\boldsymbol{\sigma}) = \sum_{i=1}^{K} p_{Ki} \left[1 - \exp\left\{-\left(\frac{\boldsymbol{\sigma}}{q_{Ki}}\right)\right\}^{r_{Ki}} \right]$$
(1)

ここで σ は正規化応力, Kは混合分布の要素数, a_{Ki} , b_{Ki} , c_{Ki} はK個のガウス分布から構成される混合分布の定数, p_{Ki} , q_{Ki} , r_{Ki} はK個のワイブル分布から構成される混合分布 の定数である.解析者によらず,観測データからKを決め るために,要素数がK=1から8の場合について,各パラメ ータの推定をマルコフ連鎖モンテカルロ(MCMC)法により 行った.パラメータ数が多いため,局所解へトラップされる ことを避けるために,逆温度を導入したレプリカ交換(RE) MCMC法⁽¹⁴⁾を用いた.また解析後に各パラメータの事後分 布から確率的複雑さ⁽¹⁵⁾を算出しモデル選択を行った.RE-MCMCによる解析とモデル選択を100回行った結果を図6 に示す.要素数2の混合ワイブル分布が適切なモデルであ ることが示唆された.一方で,各応力において試験を中断し





図 6 SIC/SIC 復合材料の51法試験において計測された AE 信号のモデル選択結果(試行回数100回).(オンラインカラー)

た試験片について、断面のき裂を観察したところ、き裂は縦 方向繊維束内のき裂、横方向繊維束内のき裂、マトリックス 割れの3種類に大別された.各き裂の増加傾向と比較する ことで、混合ワイブル分布の2つの要素分布のうち、ひと つはマトリックス割れと横方向繊維束内のき裂、もうひとつ は縦方向繊維の破断に対応することが示された.以上のよう に、教師データとなるAE信号がない場合にも、情報量規準 を適用することで、AEイベントを複数の分布に分類できる ことが示された.しかしながら、各要素分布がどのような現 象に対応するかを検討するためには断面観察などの他の計測 が必要であることが課題である.最近は鉄鋼材料やMg合 金の疲労き裂進展にも同様の解析手法を適用している⁽¹⁶⁾.

5. AE 信号と数値解析モデルのデータ同化

前章では、AE 信号と結びつく観測データがない場合につ いて考えた.この場合、得られる結論は定性的なものに限ら れる.一方で、著者らは近年、マテリアルズ・インテグレー ションの開発というテーマにおいて、疲労破壊や延性破壊の 数値解析を行ってきた.数値解析は定量的な結果を出すこと ができるが、境界条件や構成則の選択、パラメータ較正が解 析結果に大きく影響を与えることを勉強した.最近は計算機 性能が著しく向上しており、複雑な数値解析モデルを用いる ことはそれほど難しくないが、モデルが複雑になるほど、モ



図7 離散転位動力学とマイクロメカニクスから計算された 表面変位速度(実線)と AE センサの検出限界(点線). (オンラインカラー)

デル選択やパラメータ較正が困難になる.モデルの複雑さと 比較して,観測データが足りないからである.例えば結晶塑 性有限要素法(CPFEM)では応力ひずみ曲線が一致するよう に結晶塑性パラメータを較正することがあるが,観測データ (応力ひずみ曲線)に対してフィッティングパラメータが多す ぎるため,解が一意に定まらない.場合によっては結晶塑性 パラメータの物理的な意味が失われてしまう.そこで AE 信 号を結晶塑性パラメータ較正のための観測データとして利用 することを検討している.例えば Mg 合金では双晶変形に より Burst 型の AE 信号,すべり変形により連続型の AE 信 号が発生するので,これらを明瞭に区別して検出でき, CPFEM による解析結果と比較できる⁽¹⁷⁾.

このように、観測データとモデルからモデルパラメータを 求める問題は, 逆問題やデータ同化, パラメータ同定など, いくつかの呼称があるが、ここではデータ同化と呼ぶことに する. もうひとつのデータ同化として,離散転位動力学 (DDD)シミュレーションとAE信号を融合することを検討 している.転位により生成する AE をマイクロメカニクスに より説明する研究は1980年頃に多く行われた(18). これらの 研究から得られた式に DDD の計算結果を代入すると、材料 表面における変位速度の周波数分布を見積もることができ る.純Alを対象に計算した例を図7に示す.実線のひとつ ひとつが転位運動により生じる表面変位速度の周波数分布で ある.同じ図中にAEセンサの検出限界を点線で示してい る. 電気信号に変換されるのは、点線よりも上側の領域とな る. この領域の AE エネルギーを積算した値が実際の計測で 取得される AE 信号に対応すると考えている.X線回折ライ ンプロファイル解析による転位配列や転位密度の計測も行う ことで、DDD の計算結果と AE の関係について調査を進め ている(19).

6. おわりに

本稿では,著書らが最近取り組んでいる AE 法を用いた材料研究について紹介した.様々な計測データや物理モデルを

つなげるためには、データ駆動型アプローチが有効であると 考え,機械学習や MCMC といった手法を AE 解析に取り入 れた. 部分的には役に立つ技術をいくつか開発できたと考え ているが、研究課題ごとに人間が知恵を絞って、データ駆動 型の手法を取捨選択する必要があるのが現状である. 今後 は、観測データと物理モデルの関係を系統立てて整理し、よ り一般的な解析手法を提案したい.また振り返ってみると, AE法と数値解析のみで明らかになることは限られており, 他の計測手法と組み合わせることが重要であることがわか る. ここで紹介した研究においても,共同研究者による観察 や計測が不可欠であった.本稿を読んでいただき、もし AE 法を活用できそうな面白い研究課題があれば、教えていただ けると幸いである. 今後も微力ながら今後の材料研究の発展 に寄与できればと思う. また本稿で紹介した内容は, 榎学教 授(東京大学)のご指導と、研究室の皆様、企業の共同研究者 とのご協力によって行われたものである.この場を借りて改 めて感謝申し上げたい.

献

 T. Shiraiwa, M. Kawate, F. Briffod, T. Kasuya and M. Enoki: Materials and Design, **190**(2020), 108573.

文

- (2) T. Shiraiwa, K. Tamura and M. Enoki: Mater. Sci. Eng.: A, 768(2019), 138473.
- (3) T. Shiraiwa, K. Ishikawa, M. Enoki, I. Shinozaki and S. Kanazawa: J. European Ceramic Society, 40(2020), 2791– 2800.
- (4) T. Shiraiwa, F. Briffod and M. Enoki: Engineering Fracture Mechanics, 198 (2018), 158–170.
- (5) R. Sakaguchi, T. Shiraiwa, P. Chivavibul and M. Enoki: ISIJ Int., **60**(2020) 799–806.
- (6) https://www.mintsys.jp/ (accessed on 3rd Jun. 2022).
- (7)三上欣希,川邉直雄,石川信行,望月正人:溶接学会論文集, 34(2016),67-80.
- (8) M. Wang, E. Akiyama and K. Tsuzaki, Mater. Sci. Eng.: A, 398(2005), 37–46.
- (9) E. Keogh and J. Lin: Knowledge and information systems, 8 (2005), 154–177.
- (10) K. Hagihara, Z. Li, M. Yamasaki, Y. Kawamura and T. Nakano: Acta Mater., 163 (2019), 226–239.
- (11) K. Ito and M. Enoki: Mater. Trans., 48(2007), 1221–1224.
- (12) Y. Tochigi, K. Hanzawa, Y. Kato, R. Kuroda, H. Mutoh, R. Hirose, H. Tominaga, K. Takubo, Y. Kondo and S. Sugawa: IEEE J. Solid–State Circuits, 48(2013), 329–338.
- (13) 白岩隆行,榎 学:日本金属学会春期講演概要,(2022), No.120.
- (14) K. Nagata, S. Sugita and M. Okada: Neural Networks, 28 (2012), 82–89.
- (15) K. Watanabe and S. Watatabe: J. Machine Learning Research, **7**(2006), 625–644.
- (16) T. Shiraiwa, H. Takahashi and M. Enoki: Mater. Sci. Eng. A, 778(2020), 139087.
- (17) 岡出健太朗, Fabien Brifford, 白岩隆行, 榎 学:日本金属学 会春期講演概要, (2022), No.125.
- (18) C. Scruby, H. Wadley and J. E. Scruby: Philos. Mag. A, 44 (1981), 249–274.
- (19) 金城海音,白岩隆行,榎 学:日本金属学会春期講演概要, (2022), No.352.



2013年3月 東京大学大学院工学研究科博士課程修 了 2013年4月 東京大学大学院工学系研究科特任研究 員

2015年4月 東京大学大学院工学系研究科助教 2020年4月— 現職

専門分野:構造材料の信頼性,非破壊評価,数値解析 ◎先端構造材料の信頼性に関する研究に従事.

白岩隆行