

SiC フィルタ中の PM 観測のための 3D-NCT 法の開発

3D-NCT method for observation of PM in SiC filter

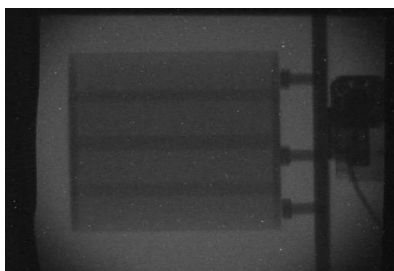
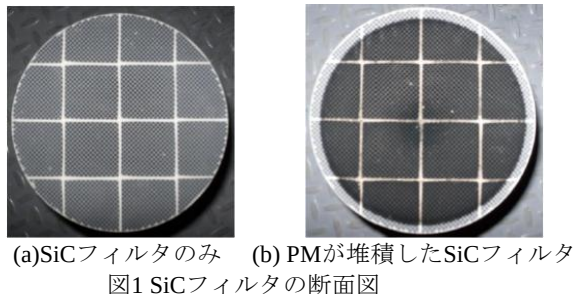
川上 拓朗^{†1} 松島 宏典^{†2} 上瀧 剛^{†1} 内村 圭一^{†1}
 Takuro Kawakami Kosuke Matsushima Go Kotaki Keiichi Uchimura
 Glenn Harvel^{†3} Jen-Shih Chang^{†4}

1. まえがき^[1]

人体に健康被害を与える PM(Particulate Matter: 粒子状物質)に有用な汚染防止技術として, SiC (Silicon Carbide: 炭化ケイ素) フィルタの使用が注目されている. しかし, フィルタの機能は, PM の堆積が進むに連れて変化するため, フィルタ内部の PM 堆積分布を観測し, 適切な設計を行う必要がある. そこで観測手法として, PM の主な構成要素である水素や炭素などの軽い元素を含んだ物質の観察に適した RTNR(Real Time Neutron Radiography: リアルタイム中性子ラジオグラフィ)法を用いる. 本研究は, PM が堆積した SiC フィルタの RTNR 画像に対して, 画像の特性に特化した 3D-NCT (3D-Neutron Computed Tomography: 3 次元中性子トモグラフィ) アルゴリズムを適用し, 非破壊でフィルタ内部の PM 堆積を観測する手法を提案する.

2. RNTR 画像取得

図1(a)にSiCフィルタの断面画像, 同図(b)にPMが堆積したSiCフィルタの断面画像を示す. 今回は, 図1(b)について, 10度毎に36方向からRTNR画像を取得した. 取得したRTNR画像の一例を図2に示す.

3. 先行研究^[2]

先行研究の 3D-NCT アルゴリズムのフローチャートを図 3 に, 結果を図 4 に示す. 結果から, SiC フィルタの概形及びフィルタ内部の仕切り部分は確認できるが, 画像全体にボケが生じ, フィルタの詳細や, 堆積する PM を観測するのは困難である. 原因として, 再構成に使用したデータ数が, 36 方向と少数であったことが考えられる.

4. 再構成アルゴリズムの改良

先行研究では, 再構成アルゴリズムとして逐次近似法の一つである ML-EM 法^[3]を適用した. しかし使用するデータ量が 36 方向と少数であったため, 再構成結果にボケが生じる結果となった. そこで事前情報を付加することで, 少数投影データからの再構成精度を向上させる圧縮センシングの理論を応用した I-MAP 法^[4]を適用する.

I-MAP 法では, 事前情報として, 対象物を領域分割した際の各領域を代表する濃度値を与える. 本稿では, 先行研究で得た ML-EM 法の再構成結果を, 背景, フィルタ, 仕切り, PM の 4 つの領域としてクラスタリングし, 各領域にクラスタリングされた画素の平均値を事前情報とする. クラスタリング手法には, k-means++^[5]を使用する.

5. シミュレーション

I-MAP 法の効果を検証するため, 観測領域に無数の小さな円を配置して, SiC フィルタを模擬してシミュレーションを行った. 図 5(a)に真値画像, 同図(b)に ML-EM 法による再構成結果, 同図(c)に I-MAP 法による再構成結果を示す.

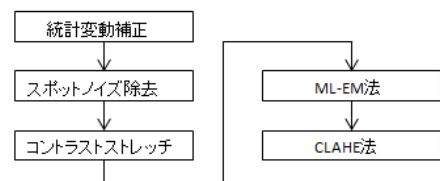
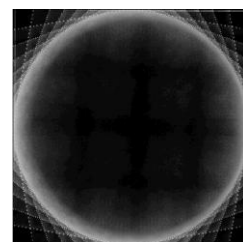


図 3 先行研究における 3D-NCT アルゴリズム



†1 熊本大学大学院

†2 久留米工業高等専門学校

†3 University of Ontario Institute of Technology

†4 McMaster University

再構成条件として、投影方向数はどちらも実際の RTNR 画像と同じ 36 とした。

従来の ML-EM 法では、実際の RTNR 画像の再構成結果と同様に画像全体にボケが生じ、円のエッジが崩れているのに対し、I-MAP 法では、ボケが低減し、エッジが保持されているのが分かる。

さらに、定量的な評価のため、PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)およびSSIM(Structural SIMilarity)の測定を行った。

PSNRは、画像の画素数を p 、原画像 n 番目の画素値を B_n 、出力画像 n 番目の画素値を O_n とすると、式(1)で表される。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2 \cdot p}{\sum_{k=1}^p |B_k - O_k|^2} \right) \quad [\text{dB}] \quad (1)$$

一方、SSIMは、原画像を B 、出力画像を O 、全画素値の平均を μ_B 、 μ_O 、全画素値の分散を σ_B^2 、 σ_O^2 、全画素値の共分散を σ_{BO} とすると、式(2)で表される。

$$SSIM = \frac{(2\mu_B\mu_O)(2\sigma_{BO})}{(\mu_B^2 + \mu_O^2)(\sigma_B^2 + \sigma_O^2)} \quad (2)$$

図6は、横軸にiteration数、縦軸の左側にPSNR、右側にSSIMを取ったグラフであり、同図(a)はML-EM法、同図(b)はI-MAP法についての測定結果である。

従来の ML-EM 法は、iteration 数 14 で PSNR が 41.3dB、SSIM が 0.72 でピークとなり、その後 iteration 数を増やすと、ノイズの影響で評価値は減少した。一方 I-MAP 法は、100 回までの間では、iteration 数を増やすほど PSNR 及び SSIM 共に増加し、最大で PSNR が 56.8dB、SSIM が 0.96 となり、どちらの評価指標においても、I-MAP 法の方が良い結果となった。

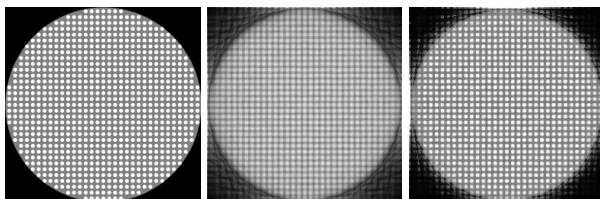
6. RTNR 画像への適用

図 7 に、実際の RTNR 画像に I-MAP 法を適用した結果を示す。図 4 と比べて、フィルタ内部の仕切りのボケの低減、またコントラストの向上が確認できるが、PM の詳細な観測には至らなかった。

7. 結論

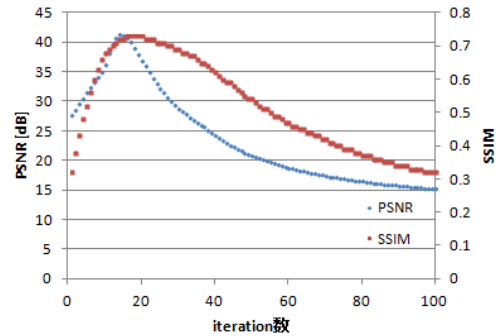
SiC フィルタ内部の PM 観測のための 3D-NCT アルゴリズムに、I-MAP 法を導入し、観測精度の向上を試みた。SiC フィルタを模擬したシミュレーションにおいては、PSNR と SSIM における定量的評価によって、十分な効果が見られた。実際の RTNR 画像でも、ボケの低減、コントラストの向上が確認できたが、PM の詳細な観測には至らなかった。

今後は、事前情報やパラメータの最適化を行い観測精度の向上を目指す。

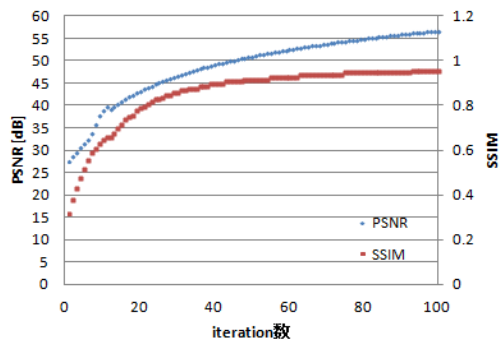


(a)真値 (b)ML-EM 法 (c)I-MAP 法

図 5 真値及びシミュレーション結果



(a)ML-EM 法



(b)I-MAP 法

図 6 PSNR 及び SSIM 評価

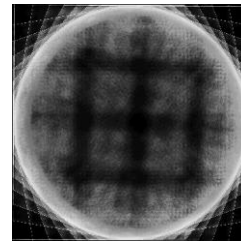


図 7 I-MAP 法を導入した 3D-NCT アルゴリズムによる再構成結果

8. 参考文献

- [1] G.D. Harvel, J.S. Chang, A. Tung, P. Fanson, M. Watanabe : 3D deposited soot distribution in SiC DPF by DNR, SAE-2011, Detroit USA (2011).
- [2] 川上 拓朗, 松島 宏典, 上瀧 剛, 内村 圭一, Jim Cotton, Glenn Harvel, Jen-Shih Chang : DPF中のPM堆積計測のための3次元中性子トモグラフィ法の開発, 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集, p.130 (2012).
- [3] Hudson, H.M., Larkin, R.S. : Accelerated Image Reconstruction using Ordered Subsets of Projection Data, IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.13, Issues 4, pp.601-609 (1994).
- [4] Essam A. RASHED, Hiroyuki KUDO : Intensity-Based Bayesian Framework for Image Reconstruction from Sparse Projection Data, Medical Imaging Technology, Vol.27, No.4, pp.243-251 (2009).
- [5] 小野田 崇, 坂井 美帆, 山田 誠二 : k-means 法の様々な初期値設定によるクラスタリング結果の実験的比較, 第25回人工知能学会全国大会, 1J1-OS9-1(2011).