

医学物理

Japanese Journal of Medical Physics

2018

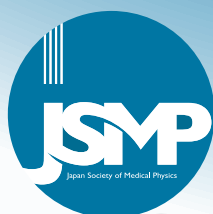
Vol. 38

3

<http://www.jsmp.org/>

JSMP

Japan Society of Medical Physics



平成30年
第38巻 3号



日本医学物理学会機関誌

目 次

技術報告

- ポアソン分布に従う投影データに対するカイ二乗統計最小化による
逐次近似画像再構成法の誤差評価
篠原広行, 橋本雄幸 113

解 説

- Radiomics 入門
仲本宗泰, 芳賀昭弘, 高橋 渉 129

国際学会参加記

- WC2018
深堀麻衣 135

施設紹介

- 広島がん高精度放射線治療センターの活動について
小澤修一, 山田 聖, 岩波由美子, 権丈雅浩, 辻 和夫, 永田 靖 138

書 評

- 『画像・情報処理』
乳井嘉之 141

- 編集後記 142

【複写される方へ】

本誌に掲載された著作物を複写したい方は, (社) 日本複写権センターと包括複写許諾契約を締結されている企業の方でない限り, 著作権者から複写権等の行使の委託を受けている次の団体から許諾を受けて下さい.

〒107-0052 東京都港区赤坂9-6-41 乃木坂ビル3階 一般社団法人 学術著作権協会
FAX: 03-3475-5619 E-mail: info@jaacc.jp

著作物の転載・翻訳のような, 複写以外の許諾は, 直接本会へご連絡下さい.

CONTENTS

TECHNICAL NOTE

- An Error Evaluation of Iterative Image Reconstruction Methods Using
Chi-Square (χ^2) Statistic Minimization for Poisson-Distributed Projection Data
Hiroyuki SHINOHARA, Takeyuki HASHIMOTO 113
-

REVIEW

- An Introduction to Radiomics: Toward a New Era of Precision Medicine
Takahiro NAKAMOTO, Akihiro HAGA, Wataru TAKAHASHI 129
-

REPORT OF INTERNATIONAL CONFERENCE

- Report of WC2018
Mai FUKAHORI 135
-

INTRODUCTION OF RESEARCH FACILITY

- Activity at Hiroshima High-Precision Radiotherapy Cancer Center
Shuichi OZAWA, Kiyoshi YAMADA, Yumiko IWANAMI, Masahiro KENJO, Kazuo TSUJI,
Yasushi NAGATA 138
-

BOOK REVIEW

- Yoshiyuki NYUI 141
-

- EDITOR'S NOTE 142

技術報告

ポアソン分布に従う投影データに対するカイ二乗統計最小化による
逐次近似画像再構成法の誤差評価篠原広行^{*1,2}, 橋本雄幸³¹ 首都大学東京² 昭和大学藤が丘病院放射線科³ 杏林大学保健学部診療放射線学科An Error Evaluation of Iterative Image Reconstruction Methods Using Chi-Square (χ^2)
Statistic Minimization for Poisson-Distributed Projection DataHiroyuki SHINOHARA^{*1,2}, Takeyuki HASHIMOTO³¹ Tokyo Metropolitan University² Department of Radiology, Showa University Fujigaoka Hospital³ Faculty of Health Sciences, Department of Medical Radiological Technology, Kyorin University

(Received June 5, 2018; Accepted September 19, 2018)

[Purpose] Iterative image reconstruction (IR) methods using Neyman's chi-square statistic (χ_N^2) or Pearson's chi-square statistic (χ_P^2) have been investigated in nuclear medicine. However, these chi-square statistic-based image reconstructions have never been installed on clinical nuclear medicine instruments. Mighell developed another chi-square statistic (χ_M^2). Recently, Mighell's chi-square statistic has been incorporated into commercial SPECT instrument aiming at high accuracy in the iterative image reconstruction from low count projection data. However, the error evaluation for χ_M^2 was not reported by the instrument manufacturer or the joint research group involved in the product development. Therefore, it is not certain to what extent χ_M^2 is superior to χ_N^2 or χ_P^2 . In this study we investigated the accuracy of the chi-square statistic-based IR methods by computer simulation.

[Methods] We used two kinds of numerical phantoms (256×256 pixels) for testing root mean square error (RMSE). Phantom A was a disk that was 18.4cm in diameter and the count density was varied from 1 count/pixel to 10 counts/pixel at intervals of 1 count/pixel in each trial. Phantom B was a disk that was 18.4cm in diameter and the count densities for the seven disk inserts (diameter 3cm) which were investigated were 1, 2, 3, 4, 5, 6, and 7 counts/pixel. Poisson noise was added to the projection data with 256 linear samplings and 256 views over 180°. Projection data were assumed to be without attenuation and scatter effects, because we focused our evaluation on the noise propagation from projection data to the reconstructed image that was attributable to the mathematical equations of the different types of chi-square statistic. Minimization of the chi-square statistic-based IR methods was performed by conjugate gradient method.

[Results] We found the noise was suppressed by including the variance of projection data in each chi-square statistic; however, it was not suppressed sufficiently by χ_P^2 in comparison with χ_N^2 and χ_M^2 . For 1000 iterations, the RMSEs of Phantom A having the count density of 1 count/pixel were 21.46 ± 2.75 , 39.21 ± 0.71 , and 12.29 ± 0.63 , obtained by χ_N^2 , χ_P^2 , and χ_M^2 in 20 trials, respectively. For 2 counts/pixel, RMSEs were 5.26 ± 0.32 , 19.89 ± 1.29 , and 4.23 ± 0.08 ; and for 3 counts/pixel, they were 5.34 ± 0.56 , 10.27 ± 0.38 , and 4.03 ± 0.07 . With Phantom B, RMSEs of the 3cm disk insert having the count density of 2 counts/pixel were 7.36 ± 0.56 , 21.21 ± 1.52 , and 6.79 ± 0.54 ; for 3 counts/pixel it was 5.46 ± 0.34 , 14.43 ± 1.08 , and 4.84 ± 0.32 , for χ_N^2 , χ_P^2 , and χ_M^2 , respectively.

[Discussion] It is known that for the weighted-mean formula for Poisson distributed data, χ_M^2 estimates the true mean μ for a wide range of true mean values $0.001 < \mu < 1000$. In accordance with this finding, the forward projection by χ_M^2 may approach the expected value deduced from the count density distribution of numerical phantoms even if the projection data were low count, resulting in the reconstructed images having a small RMSE.

[Conclusions] We concluded that the iterative IR method using χ_M^2 offered higher accuracy than χ_N^2 or χ_P^2 for the object with low count density of 3 counts/pixel or less. The accuracy of χ_N^2 became nearly equal to that of χ_M^2 when the count density approached 10 counts/pixel.

Keywords: nuclear medicine, chi-square statistic, iterative image reconstruction, conjugate gradient method, computer simulation

* 首都大学東京
Tokyo Metropolitan University
E-mail: sinohara@tmu.ac.jp

1. はじめに

画像再構成において解析的方法のFBP法^{1),2)}と逐次近似法の代数的方法^{3)~5)}は、雑音を含まない投影データに対し優れた画質を提供するが、雑音を含む投影データに対し前者は再構成フィルタによる雑音の増幅、後者は反復回数の増加とともに雑音を増幅する。そのため、一般に、FBP法ではRam-Lak関数(Ramp関数)やShepp-Logan関数に低域通過フィルタを組み合わせる画像再構成を行うか、画像再構成後に後処理として低域通過フィルタによる雑音抑制処理が行われる。代数的方法では、FBP法と同じく、画像再構成後に後処理として低域通過フィルタによる雑音抑制処理、あるいは正則化項を加えることによって画像再構成の中で雑音抑制処理が行われる^{6),7)}。FBP法や代数的方法は投影データを揺らぎのない決定論的なデータとして扱い、いずれも、投影データの統計的性質を示す分散が式中に直接含まれない点で共通している。

一方、カイ二乗統計を用いた画像再構成法は、投影データの分散を式中に組み込むことからPET, SPECTについても研究^{8)~10)}されてきた。Fessler⁸⁾は分散を観測データから求めるNeymanのカイ二乗統計¹¹⁾(χ^2_N と略)において、投影データを観測データとして用いる画像再構成法を報告している。Anderson¹²⁾は分散を信号の期待値から求めるPearsonのカイ二乗統計^{11),13)}(χ^2_P)において、信号の期待値を再構成画像の順投影とする方法を報告している。このように、カイ二乗統計を用いた画像再構成法は長年研究されてきたが、実際の核医学装置に実装されることはなかった。しかし、最近、これまで画像再構成には用いられてこなかったMighellのカイ二乗統計¹¹⁾(χ^2_M)を目的関数とし、これを共役勾配法^{14)~16)}で最小化するOSCGM(ordered subset conjugate gradient minimizer)法^{17)~19)}を実装した装置が新たに登場した。OSCGM法は、ポアソン分布に従う投影データに対し、目的関数の最小化が容易な2次関数の構造をしたカイ二乗統計を採用しているのが特徴である。

著者らは、OSCGM法で用いられている χ^2_M と従来の χ^2_N , χ^2_P との画像再構成における違いに関心を持ち文献調査を行った。しかし、OSCGM法を実装した装置によるファントム実験や臨床例の報告^{17)~19)}はあるものの、 χ^2_M の画像再構成における特徴について記載した報告はない。また、機器メーカーが自社製品の最新情報を公表する媒体であるホワイトペーパーにおいても、低計数値での画像再構成の正確さを高くするために χ^2_M を用いたとの記載はあるがそれを実証する具体的なデータの提示がなされていない¹⁹⁾。そのため、なぜ χ^2_M が用いられるかについての論理的および実験的な説明情報に乏しいのが現状である。

本研究の目的は、計算機シミュレーションによって上記3種類のカイ二乗統計の最小化による画像再構成を行い、

再構成画像の提示とその誤差を明らかにしたうえで χ^2_M による画像再構成の特徴を議論することである。本論文の構成は以下のとおりである。第2節ではカイ二乗統計による画像再構成法の概要、数値ファントムと計算機シミュレーションの方法、再構成画像の評価法について述べる。第3節では数値実験の結果を示し、第4節では本研究の目的である画像再構成の誤差に関する簡潔な議論、そして第5節では結論を述べる。

2. 方法

2.1 カイ二乗統計による画像再構成

原画像の放射能分布(RI分布)を $\mathbf{x}$ 、投影データを $\mathbf{y}$ とし、ベクトルを太字で表すことにする。画像と投影データの関係を表すシステム行列を $\mathbf{A}$ とし行列の要素を a_{ij} で表す。画像の成分は下付文字 j を用い x_j 、投影データの成分は下付文字 i を用い y_i と表す。原画像の画素 j から単位時間あたり放出される光子数を x_j とするとこの数は期待値を $\bar{x}_j$ とするポアソン分布に従う。

$$P(x_j) = \frac{\bar{x}_j^{x_j}}{x_j!} \exp(-\bar{x}_j) \quad (1)$$

検出器で観測される光子数(投影データ) y_i は

$$y_i = \sum_{j=1}^J a_{ij} x_j \quad (2)$$

で表され、期待値は次式で表される。

$$\bar{y}_i = \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j \quad (3)$$

カイ二乗統計を用いた画像再構成は投影データ y_i の分散を σ_i^2 とし次式を利用する。

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - \bar{y}_i)^2}{\sigma_i^2} \quad (4)$$

投影データはポアソン分布に従う場合、実用的には分散を $\sigma_i^2 = y_i$ と仮定する。ただし、 y_i が零のときにはカイ二乗統計を計算できないため、(4)式で

$$\sigma_i = \max(y_i, 1) \quad (5)$$

と置き次式を用いた。これはNeymanのカイ二乗統計 χ^2_N と呼ばれる。

$$\chi^2_N = \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - \bar{y}_i)^2}{\max(y_i, 1)} \quad (6)$$

ここで、 $\max(y_i, 1)$ は y_i と1のうち大きい方を選択する演算を示す。投影データは雑音の影響を受けるため、再構成画像に突出した大きな値を持つ線状アーチファクトが生じ、その結果、計算途中で発散し(6)式の最小化を不可能にする場合がある。そこで、分母にある投影データを半値

幅2画素のガウスフィルタで平滑化する. $Lowpass[\cdot]$ はこの平滑化を行う演算を示す.

$$\chi_N^2 \equiv \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)^2}{\max(Lowpass[y_i], 1)} \quad (7)$$

カイ二乗統計の目的関数を $J(\mathbf{x})$ とするとき $J(\mathbf{x})$ の最小化によって $\mathbf{x}$ を求めるにはその勾配 $\nabla J(\mathbf{x})$ を求める必要がある. (7) 式の微分は次式で表される.

$$\frac{\partial \chi_N^2}{\partial x_j} = - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{(y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)}{\max(Lowpass[y_i], 1)} \quad (8)$$

Pearson のカイ二乗統計 χ_P^2 は (4) 式で

$$\sigma_i^2 = \bar{y}_i \quad (9)$$

と置き次式で表される.

$$\chi_P^2 \equiv \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - \bar{y}_i)^2}{\bar{y}_i} \quad (10)$$

χ_N^2 と後述の Mighell のカイ二乗統計の微分式は簡単な線形式となるが, χ_P^2 の微分は非線形式となり次式で表される.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \chi_P^2}{\partial \bar{x}_j} &= \frac{\partial}{\partial \bar{x}_j} \sum_{i=1}^I \frac{(y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)^2}{\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j} \\ &= - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{(y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)(y_i + \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)}{\left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^2} \end{aligned} \quad (11)$$

一般に, 実空間の関数 $f(\mathbf{s})$: $\mathbf{s} \in \mathbf{R}^n$ が2階微分可能で変数 s , t が f の定義域に含まれるとき次式の関係を満たす f は凸関数になる.

$$f(\theta s + (1 - \theta)t) \leq \theta f(s) + (1 - \theta)f(t), \quad 0 \leq \theta \leq 1 \quad (12)$$

χ_N^2 と Mighell のカイ二乗統計はいずれも (12) 式を満たす凸関数である. 目的関数のヘシアン (2次微分) が正のときそれは凸関数となり最小解の存在が保証される²⁰⁾. χ_P^2 を目的関数とするときその2次微分は次式で表されるので凸関数である.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \chi_P^2}{\partial \bar{x}_j} &= - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{-2a_{ir} \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j \left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^2}{\left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^4} \\ &\quad - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{-(y_i^2 - \left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^2) \cdot 2a_{ir} \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j}{\left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^4} \\ &= \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{y_i^2}{\left(\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right)^4} \geq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

したがって, 原画像と投影データ間に矛盾がない場合, 3種類のカイ二乗統計の目的関数は勾配法によって最小解を得ることができる. (10) 式は画像から計算される投影 (順投影) が零の場合に計算できないため, 目的関数の勾配の計算に次式を用いた.

$$\frac{\partial \chi_P^2}{\partial \bar{x}_j} = - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{(y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)(y_i + \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j)}{\left[\max\left(Lowpass\left[\sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j\right], 1\right)\right]^2} \quad (14)$$

$Lowpass$ 処理をするのは順投影においても突出した大きな値を示す線状アーチファクトを生じ, 目的関数の最小化を不可能にする場合があるためである.

Mighell のカイ二乗統計 χ_M^2 は (4) 式で

$$y_i \rightarrow y_i + \min(y_i, 1), \quad \sigma_i^2 = y_i + 1 \quad (15)$$

と置き次式で表される.

$$\begin{aligned} \chi_M^2 &\equiv \sum_{i=1}^I \frac{[y_i + \min(y_i, 1) - \bar{y}_i]^2}{y_i + 1} \\ &= \sum_{i=1}^I \frac{[y_i + \min(y_i, 1) - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j]^2}{y_i + 1} \end{aligned} \quad (16)$$

ここで, $\min(y_i, 1)$ は y_i と 1 のうち小さい方を選択する演算を示す. (16) 式の微分は次式で表される.

$$\frac{\partial \chi_M^2}{\partial \bar{x}_j} = - \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{[y_i + \min(y_i, 1) - \sum_{j=1}^J a_{ij} \bar{x}_j]}{y_i + 1} \quad (17)$$

3種類のカイ二乗統計を用いた画像再構成において, それぞれの目的関数の最小化はいずれも次式の共役勾配法¹⁶⁾で行った.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{g}^0 &= \begin{cases} \text{Eq. (8), Neyman} \\ \text{Eq. (11), Pearson, } \mathbf{d}^0 = \mathbf{g}^0 \\ \text{Eq. (17), Mighell} \end{cases} \\
 \alpha^k &= \frac{(\mathbf{g}^k)^T \mathbf{g}^k}{(\mathbf{d}^k)^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{d}^k} \\
 \mathbf{x}^{k+1} &= \mathbf{x}^k - \alpha^k \mathbf{d}^k \\
 \beta^k &= \frac{(\mathbf{g}^{k+1})^T \mathbf{g}^{k+1}}{(\mathbf{g}^k)^T \mathbf{g}^k} \\
 \mathbf{d}^{k+1} &= \mathbf{g}^{k+1} + \beta^k \mathbf{d}^k \\
 \mathbf{g}^{k+1} &= \mathbf{g}^k - \alpha^k \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{d}^k
 \end{aligned} \quad (18)$$

ここで、 $\mathbf{g}^0$ はそれぞれのカイ二乗統計の初期解（値） $\mathbf{x}^0 = 0$ （初期値 $\mathbf{x}^0$ は零にしている）における勾配 $\nabla J(\mathbf{x})$ を示し、 $\mathbf{d}$ は直線探索の方向ベクトルを示す。 $\nabla J(\mathbf{x})$ の成分は(18)式の1行に記載した数式で与えられる。 k は反復回数、 α^k はステップサイズ、 β^k は直線探索の方向を見つけるために用いられる係数を表す。 $\mathbf{A}^T$, $(\mathbf{d}^k)^T$, $(\mathbf{g}^k)^T$ などはそれぞれ、 $\mathbf{A}$, $\mathbf{d}^k$, $\mathbf{g}^k$ の転置を表す。反復中に生じる再構成画像の負値は零に置き換えている。目的関数は微分可能なので α^k は(18)式の2行で解析的に計算できるが、本研究では計算の簡略化のため $J(\mathbf{x})$ を用い以下のバックトラッキング直線探索法²⁰⁾で求めた。

$$\begin{aligned}
 &t = 1; \text{ while } J(\mathbf{x}^k + t\mathbf{d}^k) > J(\mathbf{x}^k) + at(\mathbf{g}^k)^T \mathbf{d}^k \\
 &\{t = bt\} \\
 &\text{end while} \\
 &\alpha^k = t
 \end{aligned} \quad (19)$$

a , b は直線探索のパラメータで $a = 0.05$, $b = 0.05$ とした。 $J(\mathbf{x})$ はNeyman, Pearson, Mighellのカイ二乗統計に対し、それぞれ(7)式、(10)式、(16)式で表される。Neyman, Pearsonのカイ二乗統計はLowpass処理を行っている。以下ではカイ二乗統計のこれら定義式と定義式を用いた画像再構成法を区別するため、Neyman, Pearson, Mighellのカイ二乗統計を用いた画像再構成をそれぞれNeyman法、Pearson法、Mighell法と記載することにする。

2.2 数値ファントムと再構成画像の評価

Fig. 1は画質の評価に用いた直径18.4cmの数値ファントムを示す。Phantom Aは画素あたりの計数値（計数密度：count/pixel；以下、値と略）を1から10に1段階毎に変化させた。Phantom Bは直径18.4cmの円（値1）内に直径3cmの小円を7個を配置し、その値を2から7に1段階毎に変化させた。Phantom A, Bの2次元画像は256×256画素、投影データは直線サンプリング256、角度サンプリング256/180°とした。Phantom A, Bについてポアソン雑音を付加した投影データを作成し、反復回数1000で画像再構成する試行実験を20回行った。本研究は異なるカイ二乗統計の数式に起因する画像再構成の誤差を明らかにすることが目的のため、投影データは散乱、吸収のない理想データを仮定した。誤差の評価は再構成画像を $\hat{\mathbf{x}}$ として原画像 $\mathbf{x}$ を基準にした平方根二乗誤差(RMSE)²¹⁾で行った。

$$\text{RMSE} = 100 \frac{\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \quad (20)$$

C言語によるプログラム開発はMicrosoft Visual Studio 2010の開発環境で行った。実行環境のCPUはIntel® Core (TM) 3.40 GHz, 実装メモリ8.0 GB, 64ビットオペレーティングシステムである。

2.3 カイ二乗統計における分散項の組み込み

Phantom Bについて(7)式、(10)式、(16)式を用い画像再構成した結果をFig. 2に示す。Itn 100などの数字は反復回数を示す。Fig. 2および後述のFig. 3は共役勾配法の初期値を零にしている。Fig. 2でNeyman法、Mighell法は小円間に帯状のアーチファクトを生じその程度は後者の方が大きい。反復回数1000での雑音はPearson法が大きい。重み付き最小二乗法による画像再構成あるいはポアソン分布に従う投影データをカイ二乗統計で画像再構成する場合、分散を投影データから求めることは一般に行われるが、その具体的な組み込みについて詳細に記述した報告は見当たらない。そこで、本節ではこれらについて検討し

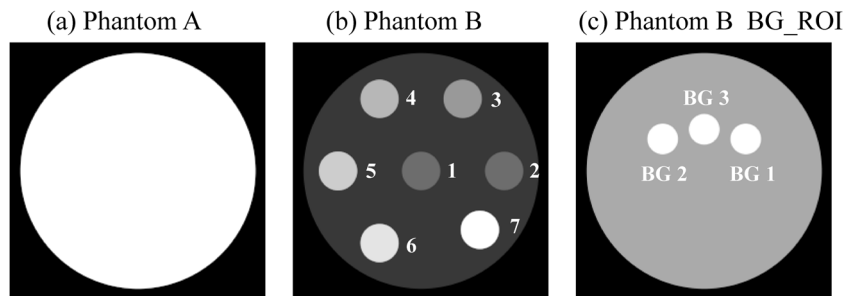


Fig. 1 Numerical phantoms for testing RMSE. (a) Phantom A was a disk that was 18.4cm in diameter and the count density was varied from 1 count/pixel to 10 counts/pixel at intervals of 1 count/pixel in each trial. (b) Phantom B was a disk that was 18.4cm in diameter and the count densities for the seven disk inserts (diameter 3cm) which were investigated were 1, 2, 3, 4, 5, 6, and 7 counts/pixel. Numbers 1 to 7 denote the seven disk inserts. Symbols are explained in Table 2. (c) Region of interest (ROI: 2.4 cm per disk) over the background area (18.4cm disk) of Phantom B

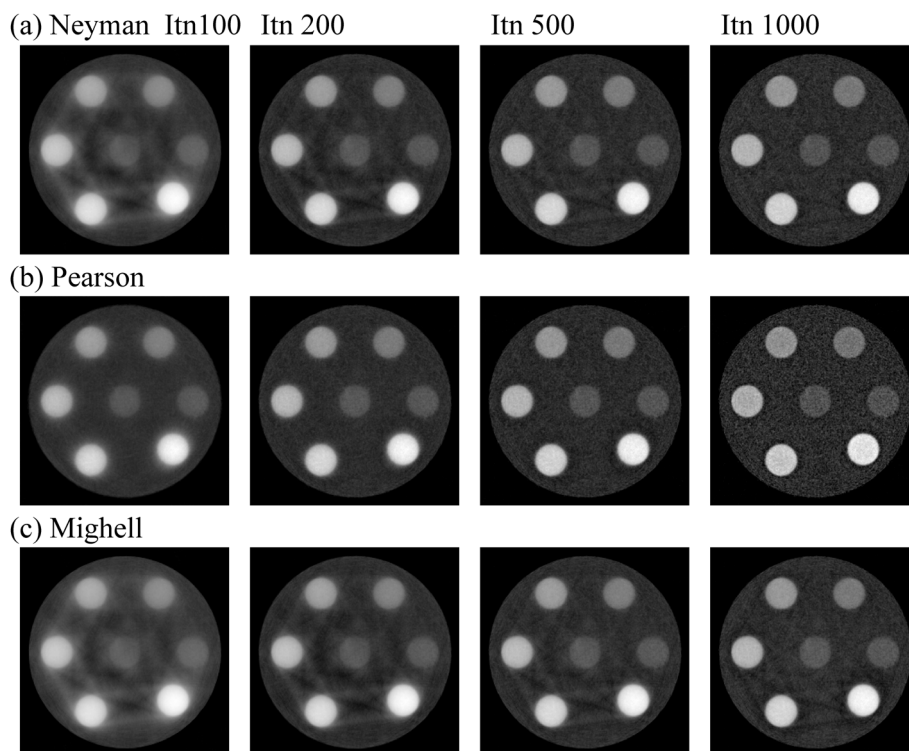


Fig. 2 Phantom B image reconstructed by chi-square statistic minimization method for projection data corrupted with noise: (a) Neyman method, (b) Pearson method, and (c) Mighell method. Itn 100 and others denote the iteration number. Window level and width are 0 and the maximum of each image

アーチファクトの原因を明らかにしその抑制法を提案する。

カイ二乗統計の数式に共通する特徴として、分散の大きな投影データの再構成画像への寄与を小さくし、分散の小さな投影データの寄与を大きくする。雑音を含まない投影データでは、分散を等分散の $\sigma_i^2=1$ にした重みなし最小二乗法 (least squares method: LS) によってアーチファクトのない再構成画像を得ることができる。そこで、はじめに、雑音を含まない投影データを (7) 式, (10) 式, (16) 式で画像再構成を行う。このとき、それぞれの式の分母は分子の二乗誤差を最小化する際のバイアスとなるが、その程度は十分な反復回数において小さくなると予想される。この実験の目的は分母が信号に与える影響を調べることにある。分母として望ましいのはその再構成画像が重みなし最小二乗法の再構成画像に近いことである。もし近ければ、信号に与える分母の影響は少ないといえる。

Fig. 3AはPhantom Bについて雑音を含まない投影データからの再構成画像を示す。アーチファクトの様子を明瞭にするため各画像の表示最大値を3に統一している (Phantom Bの実際の最大値は7)。Neyman法は反復回数100において小円間に帯状のアーチファクトが顕著であり、反復回数が増すにつれその程度は減少するが反復回数1000においても僅かに認められる。Fig. 3Aに見られるアーチファクトは大円の値と小円の値の差が大きい領域に強く現れることから信号値に依存する。このことを確認するため、Phantom B

の値を1/10, 1/100倍にした原画像から雑音を含まない投影データを作成し、Neyman法で画像再構成した結果をFig. 3Bに示す。アーチファクトの様子を明瞭にするため、Fig. 3B(a)は各画像の表示最大値を0.3, (b)は最大値を0.03に統一している。信号値をFig. 3Aの1/10にしたFig. 3B(a)および1/100にしたFig. 3B(b)は、Fig. 3A(a)に比較しアーチファクトが減少した。Neyman法についてのこれら実験結果は、分母が雑音抑制だけでなく信号の大きさによっては反復途中の信号そのものにも影響することを示唆する。

Fig. 3AでMighell法はNeyman法に比較しアーチファクトがより顕著である。Neyman法は投影データの形状を著しく変化させない程度の緩やかな平滑化を行い、Mighell法は平滑化をせず投影データに1を足して分散としている。両者に共通することは投影データに近い値で分子を除すことである。

Pearson法は投影データから分散を計算するのではなく再構成画像を順投影し分散を計算する。Fig. 3AでPearson法は小円間の帯状アーチファクトが少なく、 $\sigma_i^2=1$ にして画像再構成した画像に比較的類似している。Pearson法がアーチファクトの抑制に有利に働く要因は、(11)式の分子に投影データと順投影の足し算があり分子は2次関数形、そして分母が順投影の2乗になっていることである。Neyman法、Mighell法の分子は1次関数形、そしてそれらの分母は2乗ではなく1乗である。現在、アーチファクトの抑制と数式に由来する理由はわかっていないが、結果として、

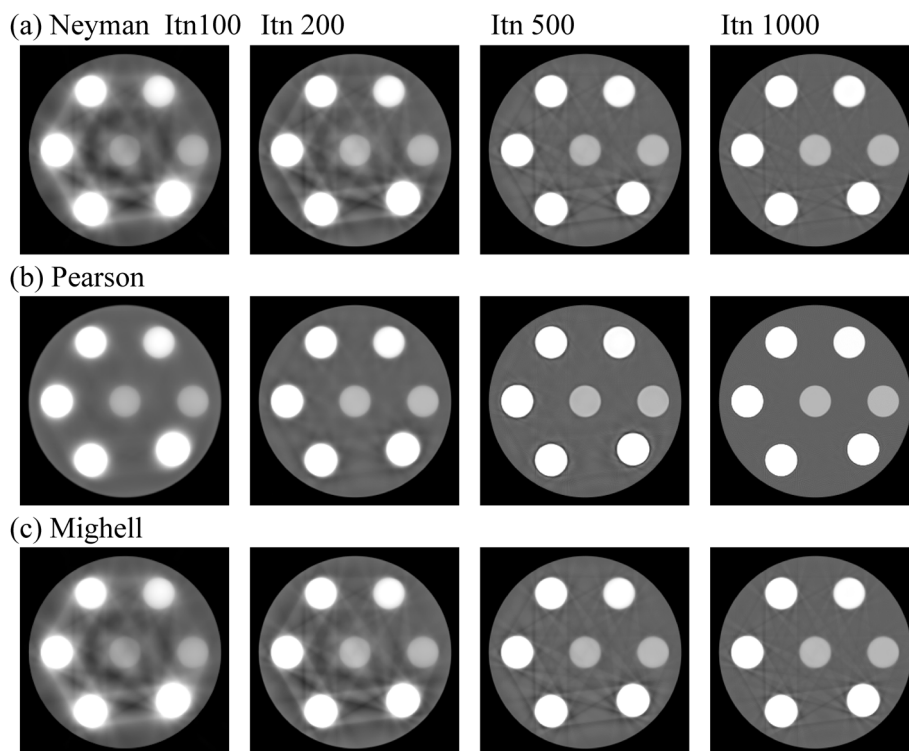


Fig. 3A Phantom B image reconstructed by chi-square statistic minimization method for projection data without noise. Window level and width are 0 and 3 was used to show the artifacts vividly

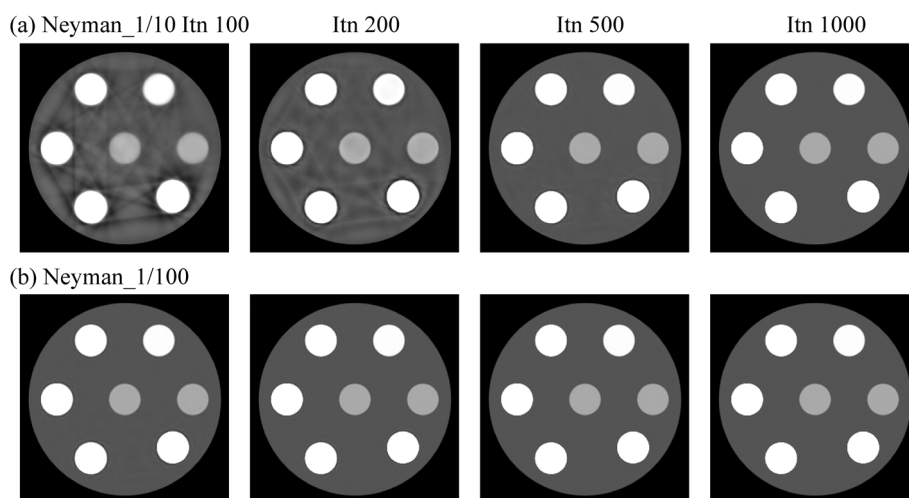


Fig. 3B (a) Phantom B image with 1/10 value of Fig. 1(b) reconstructed by Neyman method for projection data without noise (Neyman_1/10). Window level and width are 0 and 0.3. (b) Phantom B image with 1/100 value of Fig. 1(b) reconstructed by Neyman method for projection data without noise (Neyman_1/100). Window level and width are 0 and 0.03

再構成画像は $\sigma_i^2=1$ にして画像再構成した画像に近くなる。雑音に関し Pearson法が不利に働く理由は以下のように考えられる。反復の初期においては主として低周波数成分が回復されるので再構成画像はぼけており、その順投影はNeyman法の平滑化した投影データ、Mighell法の投影データに1を足し算したものに比較し小さい。そのため、画像の更新はPearson法の方がNeyman法、Mighell法に比較し速く行われる。そして、反復回数とともに信号に加え雑音も強調されていくため、Pearson法では再構成画像

からの順投影に雑音の影響が強まる。一方、Neyman法、Mighell法は反復の始めから終わりまで分母は一定なので反復回数とともに分母の雑音が増幅することはない。これらの違いがFig. 2および後述のFig. 8においてPearson法の雑音が大きい理由である。

以上の結果から、Neyman法、Mighell法のアーチファクトの原因はそれぞれの式の分母に起因することが明らかになった。カイ二乗統計を用いた画像再構成において、等分散の $\sigma_i^2=1$ にするとアーチファクトを生じないが、雑音

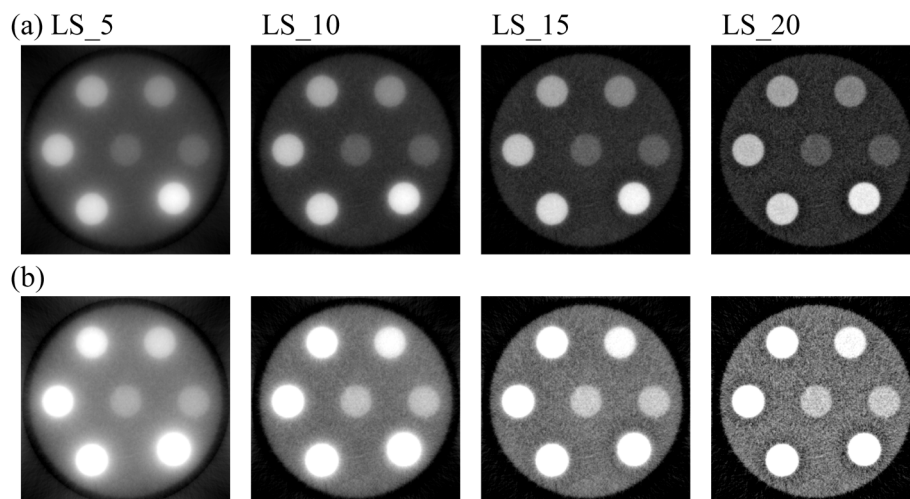


Fig. 4 Phantom B image reconstructed by least squares method (LS) by assigning $\sigma_i^2=1$ in Eq. (4) for projection data without noise. Numerical values following the symbol "LS" denote the iteration number. (a) Window level and width are 0 and the maximum of each image. (b) Window level and width are 0 and 3. All images from Fig. 5 onward are shown for the window level and width of 0 and the maximum of each image

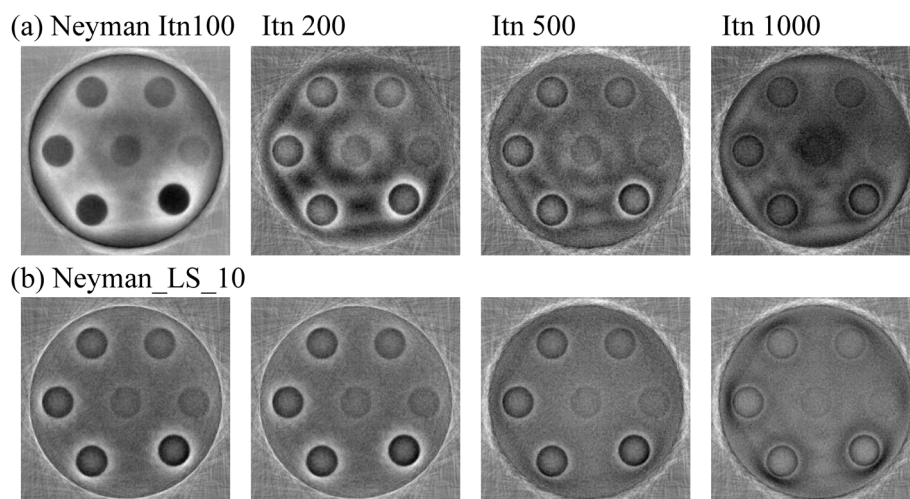


Fig. 5 Phantom B update image d^k of Neyman method given by the third row of Eq. (8) in the conjugate gradient method for projection data corrupted with noise. (a) d^k image using the zero-valued initial image in the reconstruction and (b) d^k image using LS_10 image used as the initial image

を含む投影データに対し統計的性質を表す分散を組み込まず等分散で反復を行うと、信号が十分に回復する前に発散するため分散の組み込みは不可欠である。

次に、アーチファクトの抑制法を提案する。アーチファクトを抑制するにはFig. 3の結果から反復の初期において高周波数成分の強調を抑制することが必要である。目的関数が凸関数のとき共役勾配法の収束性は保証されており、十分な反復計算で得られる解（収束点）は初期値に依存しない。著者らは、最急降下法を用いたCTの統計的画像再構成において、初期値を零、初期値を原画像のFBP画像とその平滑化画像、初期値を原画像とは異なる種類の画像とその平滑化画像などにした数値実験を行い、再構成画像の誤差がほぼ同程度になることを報告した²²⁾。そこで、雑音を含む投影データに対しアーチファクトを生じない $\sigma_i^2=1$

で画像再構成し、それらの画像の視覚観察から雑音が増強される前の画像を初期値にして(7)式、(16)式に組み込めば良いと考えた。Neyman法、Mighell法の分母を $\sigma_i^2=1$ にして小円間にアーチファクトを生じない画像を初期値にする場合、適切な反復回数の画像を採用する必要がある。Fig. 4 (a) は雑音を含む投影データを $\sigma_i^2=1$ で画像再構成したときの反復回数5, 10, 15, 20の画像を示す。 $\sigma_i^2=1$ での画像再構成はLSと略記し、LSに続く数字は反復回数を表す。(b) は雑音の様子を観察しやすくするため画像の表示最大値を3にし表示している。初期値はFig. 4の視覚観察から雑音が顕著になる前の画像とし、本研究では反復回数10(LS_10)の画像を採用した。この画像は、雑音がそれほど顕著でない反面、信号は十分に回復されておらずさらに反復計算が必要なることは明らかである。

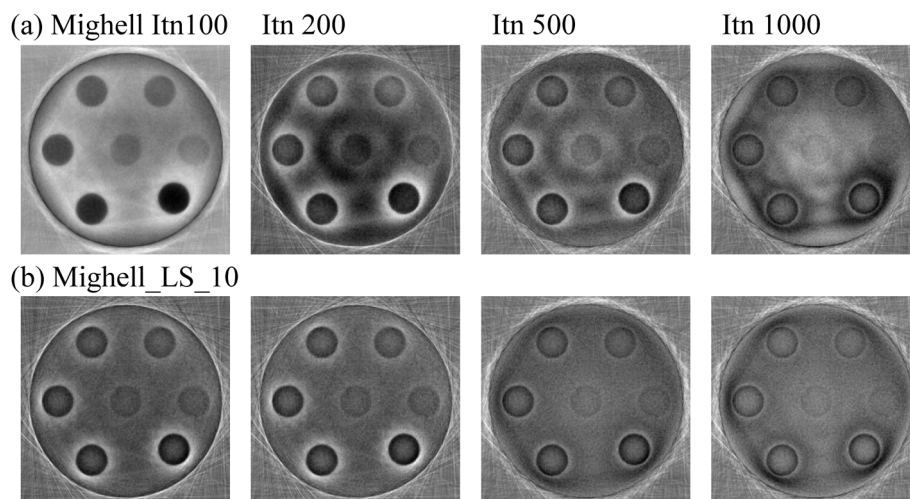


Fig. 6 Phantom B update image d^k of Mighell method given by the third row of Eq. (8) in the conjugate gradient method for projection data corrupted with noise. (a) d^k image using the zero-valued initial image in the reconstruction and (b) d^k image using LS_10 image used as the initial image

アーチファクトが再構成画像に出現する程度は (18) 式の 3 行に示す k 回目の反復画像に対する方向ベクトル (更新画像: d^k) を調べればわかる. Fig. 5 に Neyman 法について雑音を含む投影データについて反復回数 100, 200, 500, 1000 における更新画像を示す. (a) は初期値を零にした場合でいずれも更新画像の小円間にアーチファクトが観察される. これらが, k 回目の反復画像から減算されて $k+1$ 回目の反復画像になるため Fig. 2 のアーチファクトを生じる. (b) は初期値を Fig. 4 の LS_10 にしたときの更新画像であり, アーチファクトは初期値を零にした場合に比較し抑制されている. Fig. 6 は Mighell 法について示し Neyman 法と同様な傾向にある. LS_10 を初期値にする代わりに反復回数 10 まで等分散で画像再構成し, 反復回数 11 から Neyman 法, Mighell 法それぞれの分母に切り換えることでもアーチファクトは抑制される. 本節ではアーチファクトの原因を明らかにしその抑制法を提案することで, Neyman 法, Mighell 法の画像から大部分のアーチファクトを除き雑音の観点から 3 つの手法の画質を議論できるようにした. Phantom A は計数密度が一定の円であり, Phantom B のように内部の小円に起因するアーチファクトを生じないので, いずれの方法においても初期値を零にした.

3. 結 果

Fig. 7 に Phantom A について試行実験 20 回の平均 RMSE を示す. A_1 ~ A_10 などの数字は Phantom A の円の値を示す. Pearson 法は Neyman 法および Mighell 法に比較し全体的に RMSE が大きい. Neyman 法と Mighell 法の比較では円の値が小さいほど Mighell 法の RMSE は Neyman 法の RMSE よりも小さい. (a) の値 1 の円 A_1 と (b) の値 2 の円 A_2 では Neyman 法, Mighell 法の RMSE は反復回数 600 以上ではほぼ一定となるが, (c) の値 3 の円 A_3, (d) の

値が 4 の円 A_4 では反復回数 1000 において RMSE は上昇傾向にある. (e) の値 5 の円 A_5 から (j) の値 10 の円 A_10 までは反復回数 1000 において RMSE は下降傾向にある. Neyman 法, Mighell 法とも円の値が大きくなるほど雑音の影響が弱まり画像再構成の条件として良くなるが, 収束するのに時間がかかる様子を呈している. Fig. 8 に Fig. 7(a) の A_1 の再構成画像を示す. 視覚観察では反復回数 100, 200, 500, 1000 において画質は Pearson 法 < Neyman 法 < Mighell 法の順に良く Fig. 7(a) の RMSE を反映している. Fig. 9 に Fig. 7(c) の A_3 の再構成画像を示す. 円の値が 1 から 3 になると全体的に画質が向上する. 視覚観察では各反復回数において画質は Pearson 法 < Neyman 法 < Mighell 法の順に良く Fig. 7(c) の RMSE を反映している.

Fig. 10 に Phantom B について試行実験 20 回の平均 RMSE を示す. Image は Phantom B 画像全体の RMSE の値である. C1 ~ C7 などの数字は Fig. 1(b) の Phantom B 内に位置する小円の番号を示し (円の値は, Table 2 参照), RMSE はこれら小円内に設置した直径 2.4 cm の関心領域 (ROI) の値である. BG 1 ~ BG 3 の記号は値 1 の大円をバックグラウンドとしそこに設置した Fig. 1(c) の直径 2.4 cm の ROI を示し, RMSE はこれら ROI の値である. Fig. 11 に再構成画像を示す. (b) の Pearson 法の画像は Fig. 2(b) と同じであるが, Neyman 法, Mighell 法との比較をしやすくするため再掲している.

Table 1 に Phantom A について試行実験 20 回の平均 RMSE と標準偏差を反復回数 1000 で比較した結果を示す. Table 2 に Phantom B について試行実験 20 回の平均 RMSE と標準偏差を反復回数 1000 で比較した結果を示す.

4. 考 察

3 種類のカイ二乗統計の目的関数はいずれも凸関数なの

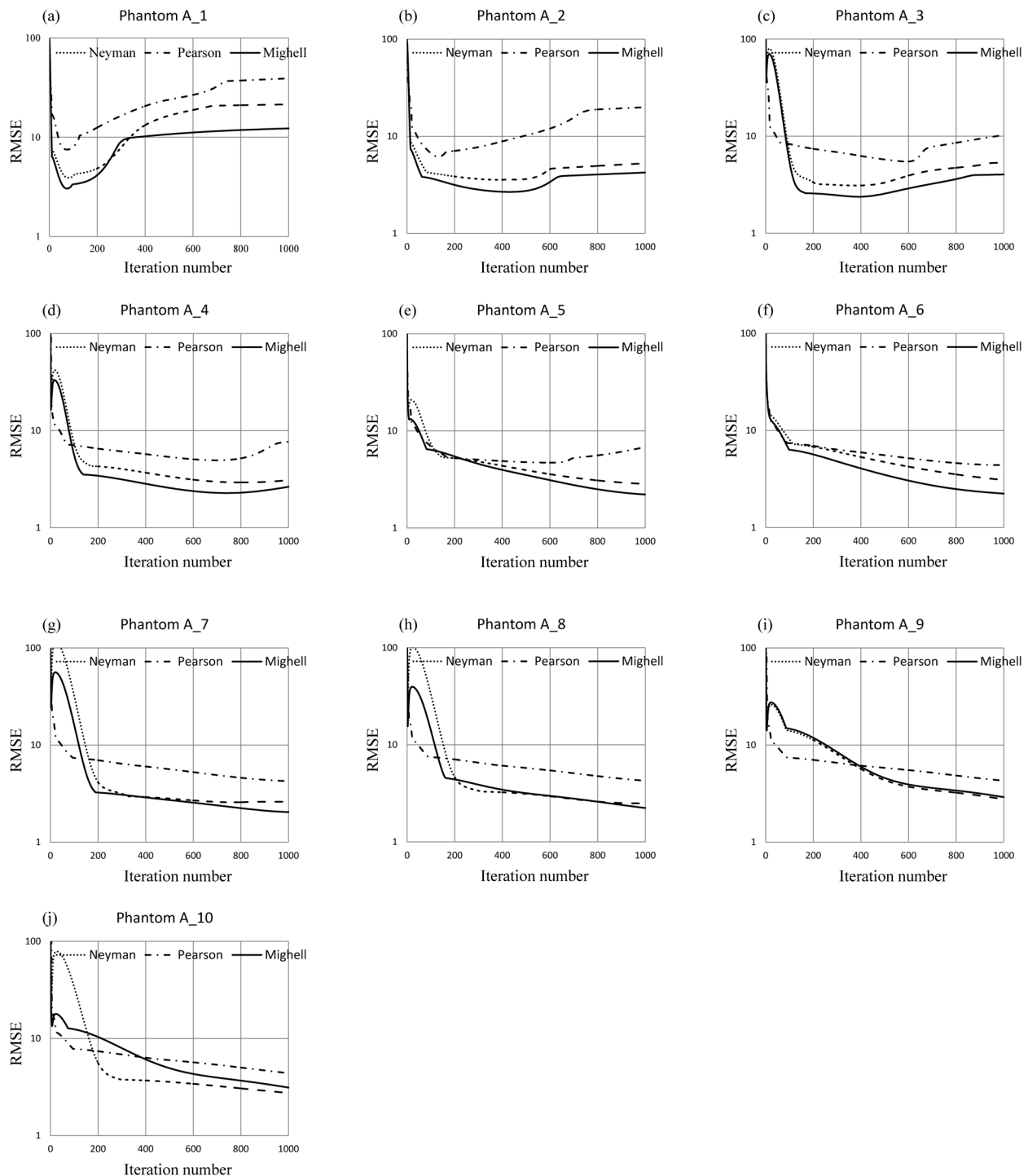


Fig. 7 RMSE of phantom A image reconstructed by chi-square statistic minimization method. Symbols A_1 to A_10 denote the Phantom A having the count density of 1 count/pixel to 10 counts/pixel, respectively. Each graph shows the average RMSE of 20 trials

で、雑音がなく原画像とその投影データ間に矛盾がない場合には共役勾配法によって未知数の数だけの反復を行えば最小解に収束する¹⁵⁾。しかし、本研究は雑音を含む投影データを扱っているので必ずしも最小解に収束するとは限らない。Fig. 7やFig. 10のRMSEが反復回数とともに変動し一定値にならないのは、投影データが雑音の影響を受け原画像と投影データ間に矛盾が生じているためである。

RMSEが一定値にならないため統計検定を行わず、RMSEと反復回数のグラフを注意深く観察し誤差の傾向を把握するとともに、反復回数1000におけるRMSEをTable 1およびTable 2にまとめカイ二乗統計の比較を行った。Neyman法は分散を投影データで近似しPearson法は再構成画像からの順投影で分散を近似する。反復回数が少ない段階では順投影と投影データ間の整合性は低いので前者から投影デー

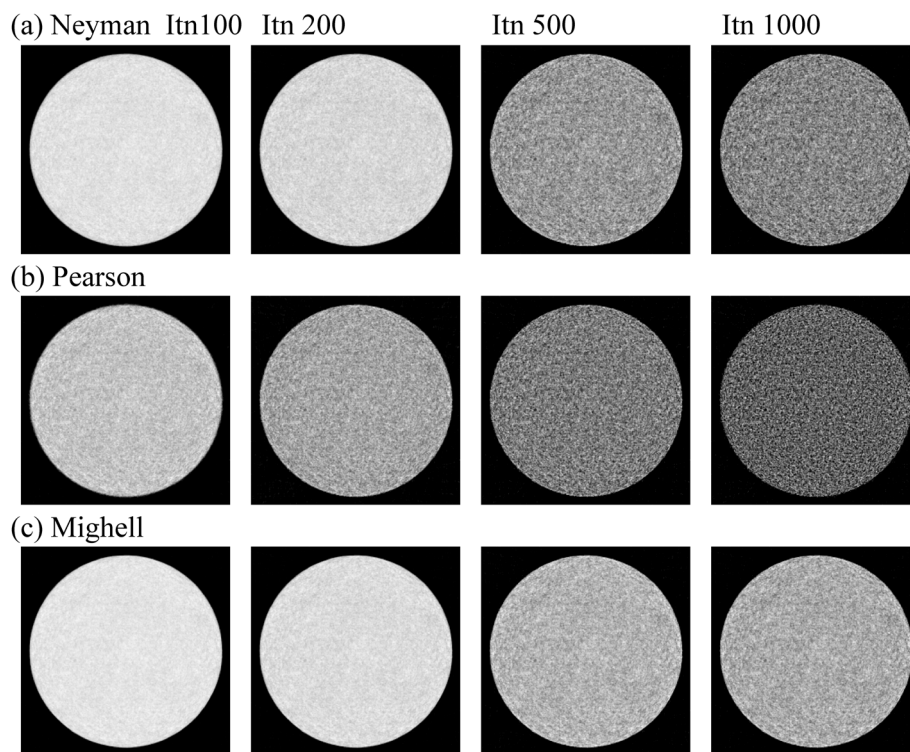


Fig. 8 Phantom A having the count density of 1 count/pixel (A_1) image reconstructed by chi-square statistic minimization method for projection data corrupted with noise

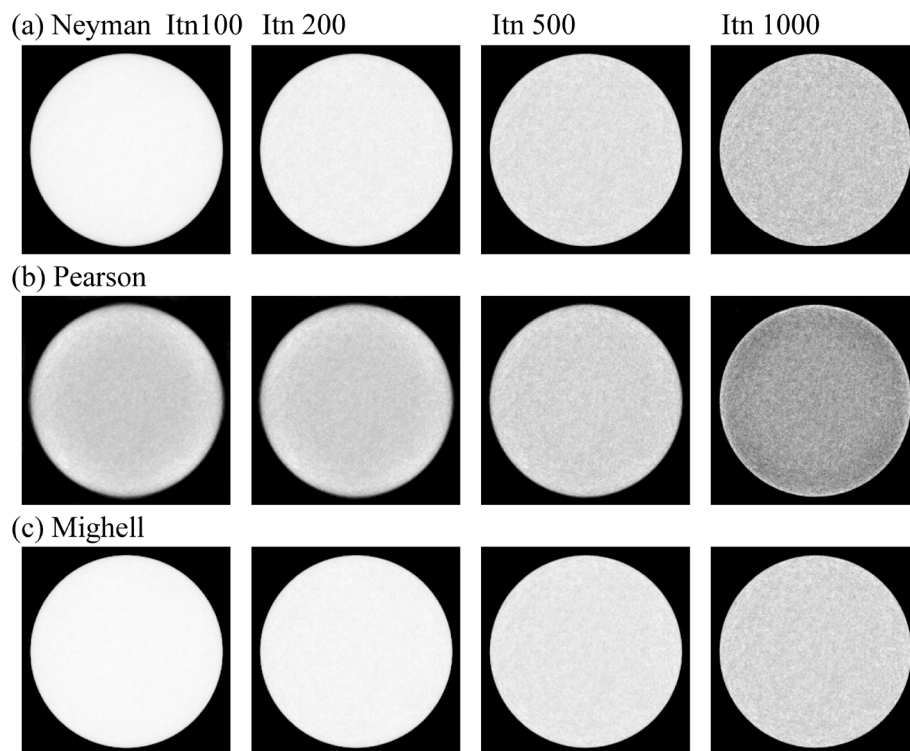


Fig. 9 Phantom A having the count density of 3 counts/pixel (A_3) image reconstructed by chi-square statistic minimization method for projection data corrupted with noise

タの分散を推定すると大きな誤差が生じる。一方、反復回数とともに順投影と投影データ間の整合性は増加し、順投影から推定する分散は投影データから推定する分散に近く

なると思われた。その結果、反復回数が進むと、Pearson法はNeyman法と逐次近似画像再構成における挙動が類似すると予想したがRMSEのグラフはそうはならなかつ

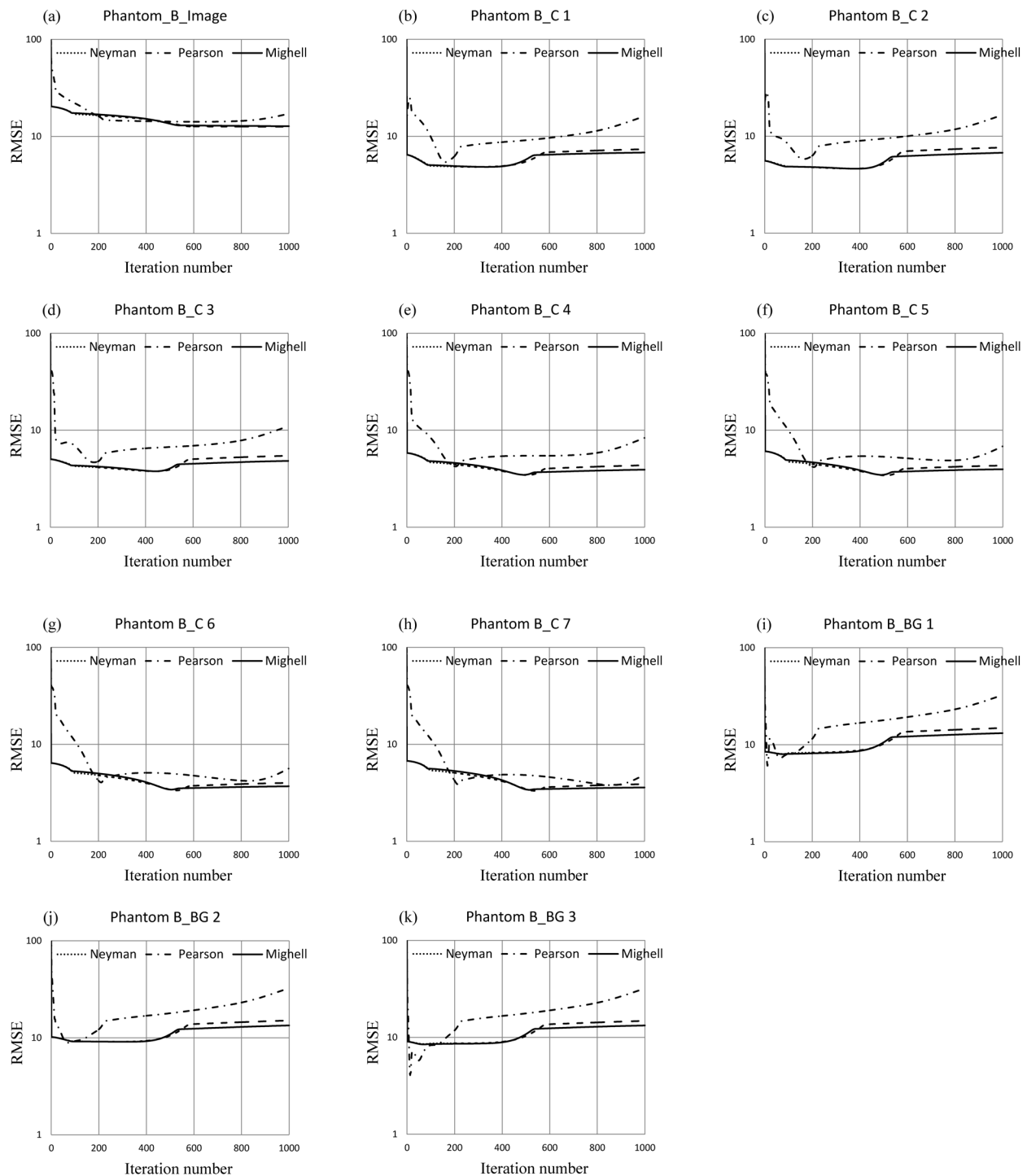


Fig. 10 RMSE of phantom B image reconstructed by chi-square statistic minimization method. Symbol “Image” denotes the Phantom B in Fig. 1(b). Symbols “C 1” to “C 7” denote the disk having the count density of 1 count/pixel to 7 counts/pixel, respectively. Symbols “BG 1” to “BG 3” denote ROIs located in the large disk shown in Fig. 1 (c). Each graph shows the average RMSE of 20 trials

た。Pearson法のRMSEがNeyman法のRMSEに比較し大きくなる理由は、2.3節で述べたように雑音が増幅した再構成画像から順投影された投影を分散に使用するためである。

本節では、Neyman法とMighell法の違いに焦点を絞り、本研究で得られた結果について議論する。母平均 μ の同じ

母集団から標本数 N 個の観測データを取得する計数実験を行い、その計数値を x_i 、期待値を $\bar{x}$ とすると、カイ二乗統計

$$\chi^2 \equiv \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^2}{\sigma_i^2} \quad (21)$$

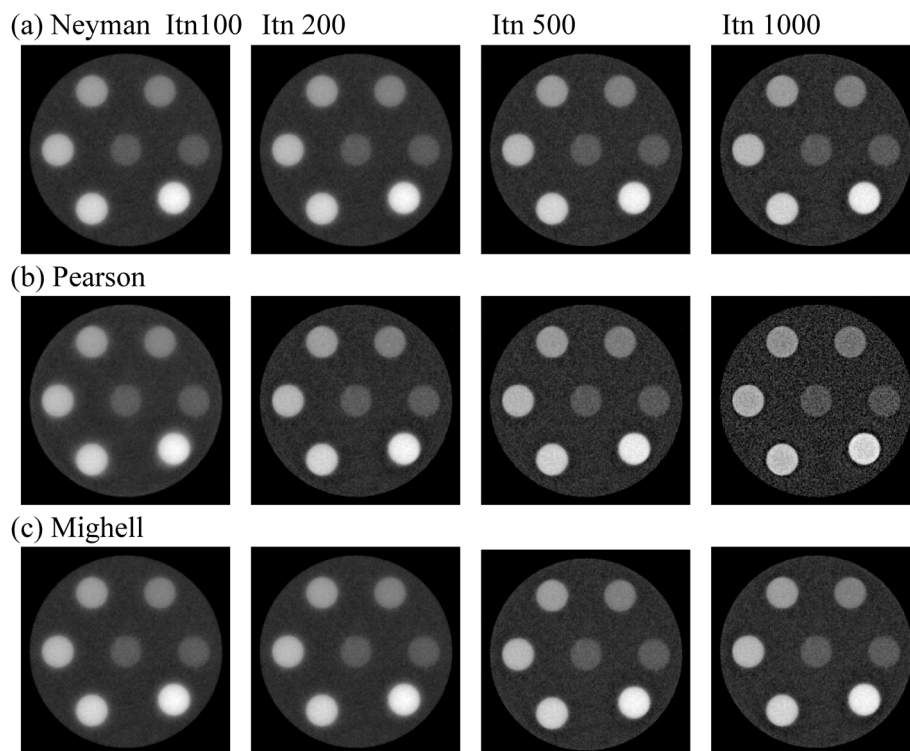


Fig. 11 Phantom B image reconstructed by chi-square statistic minimization method for projection data corrupted with noise. LS_10 image given in the second column of Fig. 4 was used as the initial image in the Neyman method and Mighell method, while the image in which all pixels have the zero value was used in the Pearson method

Table 1 RMSE for Phantom A evaluated at iteration number 1000

Symbol	count/pixel	Neyman	Pearson	Mighell
A_1	1	21.46 ± 2.75	39.21 ± 0.71	12.29 ± 0.63
A_2	2	5.26 ± 0.32	19.89 ± 1.29	4.23 ± 0.08
A_3	3	5.34 ± 0.56	10.27 ± 0.38	4.03 ± 0.07
A_4	4	3.11 ± 0.02	7.68 ± 0.23	2.64 ± 0.02
A_5	5	2.84 ± 0.02	6.82 ± 0.17	2.21 ± 0.02
A_6	6	3.09 ± 0.02	4.41 ± 0.02	2.24 ± 0.03
A_7	7	2.61 ± 0.01	4.25 ± 0.01	2.04 ± 0.01
A_8	8	2.50 ± 0.02	4.26 ± 0.02	2.23 ± 0.03
A_9	9	2.56 ± 0.02	4.29 ± 0.01	2.91 ± 0.03
A_10	10	2.74 ± 0.01	4.39 ± 0.01	3.12 ± 0.02

Table 2 RMSE for Phantom B evaluated at iteration number 1000

Symbol	count/pixel	Neyman	Pearson	Mighell
Image	1 ~ 7	12.58 ± 0.24	21.29 ± 1.23	12.74 ± 0.23
C 1	2	7.36 ± 0.56	21.21 ± 1.52	6.79 ± 0.54
C 2	2	7.64 ± 0.45	21.69 ± 1.69	6.75 ± 0.43
C 3	3	5.46 ± 0.34	14.43 ± 1.08	4.84 ± 0.32
C 4	4	4.35 ± 0.25	10.80 ± 0.85	3.92 ± 0.22
C 5	5	4.32 ± 0.26	8.88 ± 0.69	3.96 ± 0.25
C 6	6	4.01 ± 0.18	7.48 ± 0.73	3.70 ± 0.18
C 7	7	3.89 ± 0.19	6.72 ± 0.61	3.59 ± 0.16
BG 1	1	14.86 ± 1.08	42.71 ± 2.76	13.16 ± 0.10
BG 2	1	15.07 ± 1.04	42.44 ± 3.25	13.40 ± 0.94
BG 3	1	14.78 ± 1.04	42.05 ± 2.93	13.25 ± 0.96

の微分から $\bar{x}$ は次式の荷重平均で求められる²³⁾。

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\sigma_i^2}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i^2}} \quad (22)$$

計数値 x_i がポアソン分布に従うとし同じ母集団から観測データを取得するので、この場合には $\sigma_i^2 = \mu$ と置くと、

$\bar{x} \equiv \sum_{i=1}^N x_i / N$ となりこれは母平均の最尤推定値になる。

一方、分散に $\sigma_i^2 = x_i$ を用いると、(22)式は x_i が零の場合に計算できない。 χ_N^2 は x_i と1を比較しいずれか大きい方を σ_i^2 とするが、その場合に得られる標本平均 μ_N は標本数を無

限大にしたとき母平均 μ に対し、以下のバイアスを生じることがMighellによって示された¹¹⁾。

$$\lim_{N \rightarrow \infty} [\mu_N] = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\max(x_i, 1)}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\max(x_i, 1)}} \rightarrow \mu - 1 \quad (23)$$

すなわち、 μ_N は母平均よりも1だけ小さい値となる。 χ_N^2 の(6)式は(23)式の右辺分子に関し、投影データを計数実験における観測データとして用いた式の構造になっている。そのため、 χ_N^2 をそれぞれの期待値が異なる観測データに適用した場合、全計数値の面積は過小評価となる。また、

Mighellは数式で示していないが χ^2_P は全計数値の面積を過大評価すると述べている。それらに対し、Mighellは(22)式において

$$x_i \rightarrow x_i + \min(x_i, 1), \sigma_i^2 = x_i + 1 \quad (24)$$

と置いた χ^2_M による標本平均 μ_M は標本数を無限大にしたとき母平均に一致することを示した¹¹⁾。

$$\lim_{N \rightarrow \infty} [\mu_M] = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^N \frac{x_i + \min(x_i, 1)}{x_i + 1}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{x_i + 1}} \rightarrow \mu \quad (25)$$

母平均が $0.001 < \mu < 1000$ の範囲にあるポアソン分布をする 4×10^6 個の計数データに対し、(25)式から計算される μ_M は高い正確さで μ に一致することが数値実験でも確かめられている¹¹⁾。そして、このことが期待値の異なるそれぞれの観測データに対し(16)式のカイ二乗統計を用いる根拠となっている。

一方、Mighellの論文のFig. 1¹¹⁾から(23)式の μ_N は、 μ が1未満のときに誤差 $\mu_N - \mu$ は小さいものの、 μ が約6までは次第に誤差が増加し $\mu = 6$ のとき $\mu_N - \mu \approx -1.4$ となり、その後の誤差は $\mu_N - \mu \approx -1$ となる。真値を基準にした誤差率

$$100 \frac{\mu_N - \mu}{\mu} \quad (26)$$

は計数値が1のとき20%、3のとき30%、計数値が10のとき10%、計数値が100のとき1%程度になることを確認できる。Mighellは μ が ~ 3 よりも大きいときに誤差は ~ 1 と述べている。

Table 1のPhantom AにおいてA_1ではNeyman法とMighell法間のRMSEに大きな差が認められる。そしてA_3までは両者のRMSEに約1の差があり、その後は次第に差が小さくなる。A_10のときにNeyman法と比較しMighell法のRMSEが大きくなるのは反復回数1000においてまだ収束していないためである。反復回数2000にするとNeyman法のRMSEは2.49、Mighell法のRMSEは1.87となり、両者のRMSEの関係はA_4からA_8までの場合と同様な傾向になる。Table 2のPhantom Bでは画像全体(Image)のMighell法のRMSEはNeyman法よりも約0.16大きい。C 2とC 3についてはPhantom Aの場合と同様にMighell法のRMSEはNeyman法のRMSEよりも0.6~0.9小さい。C 4からC 7になると両者のRMSEの差は小さくなる。以上の結果から、値3以下のPhantom Aにおいて、Mighell法のRMSEはNeyman法のRMSEと比較し1以上小さく、Mighell法はNeyman法よりも正確であることが明らかになった。

次に、この理由について考察する。Phantom Aの投影データについてヒストグラムを調べると、A_1では0の出現回数は256画素あたり19回、1から4の値の出現回数は合計

2回であり、残りの値は22よりも大きかった。Phantom Bは円対称でないためサイノグラムの角度90°におけるプロファイルにおけるヒストグラムを調べると、値0の出現回数は19回、値2から3の出現回数は合計2回であり、残りの値は20よりも大きかった。投影データの値が0のときに(7)式と(16)式の分母はともに1で等しい。投影データの値が1より大きい場合に両者の分母は1異なる。一方、分子については投影データの値が0のときに両者の分子は等しく1より大きい場合に1異なる。しかし、投影データの値が0あるいは4未満を合計した数の割合は約22/256であり10%未満である。 χ^2_N は(23)式の理由によってデータに適用した場合、標本平均は検出器毎に1だけ少ない誤差を持つが、誤差率は計数値が大きくなるほど小さくなる。RMSEはPhantom Aの値が3までMighell法が優れ、円の数が大きくなるにつれNeyman法との差が小さくなる。本研究で用いたRMSEはユークリッドノルム(L2ノルム)の比で定義されるので、真値からのバイアスが正負のどちらに向いているかは不明である。(20)式と(26)式はいずれも真値に対する誤差の相対値を表すことでは共通しているが、(20)式は負値の情報を持たず(26)式は負値を取るため、両式を直接結びつけて論じることではできない。しかし、低計数値においてNeyman法のRMSEがMighell法のRMSEよりも大きいことは、ポアソン分布に従う計数実験において χ^2_N は χ^2_M に比較し(26)式の誤差率を持つことに由来すると考えられる。

Phantom Aでは計数密度3以下においては χ^2_N , χ^2_M 間のRMSEに1以上の差があるため、仮に、計数密度3以下を低計数値とすれば、機器メーカーがホワイトペーパーで χ^2_M を目的関数に用いる理由として、“それが低計数値において正確である”¹⁹⁾と記載している根拠は本節で議論したようなことに関係すると推測される。

本研究で提案したNeyman, Mighellのカイ二乗統計における分散の組み込みがブロック反復型やローアクション型の反復法にも適用できるかを検証するため、直線サンプリング数 N 、角度サンプリング M からなる投影データをブロック化(サブセット化)し画像再構成を行った。Neymanのカイ二乗統計を目的関数とする場合は次式を用いた。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{(k+1,i)} &= \left[\mathbf{x}^{(k,i)} + \frac{(\mathbf{y}_i - \mathbf{a}_i \mathbf{x}^{(k,i)})}{\max(\text{Lowpass}[\mathbf{y}_i], 1) \times N \times M/S} \mathbf{a}_i \right]^+ \\ \mathbf{a}_i &\in S_i \\ (i &= 1, 2, \dots, S) \\ \mathbf{x}^{(k+1,0)} &= \mathbf{x}^{(k,S)} \end{aligned} \quad (27)$$

ここで、 $\mathbf{a}_i$ は i 番目のサブセット S_i に含まれる i 行のシステム行列、 S はサブセット数を表す。 $[\]^+$ は演算途中で生じた負の値を零に置き換える演算を意味する。Mighellのカイ二乗統計を目的関数とする場合は次式を用いた。

$$\mathbf{x}^{(k+1,i)} = \left[\mathbf{x}^{(k,i)} + \frac{[\mathbf{y}_i + \min(\mathbf{y}_i, 1) - \mathbf{a}_i \mathbf{x}^{(k,i)}]}{(\mathbf{y}_i + 1) \times N \times M / S} \mathbf{a}_i \right]^+,$$

$$\mathbf{a}_i \in S_i$$

$$(i = 1, 2, \dots, S)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1,0)} = \mathbf{x}^{(k,S)} \quad (28)$$

Phantom Bについて (27)式, (28)式で初期値を零にすると, Fig. 2と同様な傾向で小円間に帯状アーチファクトを生じる. 次に, 2.3節で導入したLS_10を初期値にしてサブセット数を1, 16, 32, 64, 128, 256と変化させ実験を行った. Fig. 12はサブセット数を256にし, 共役勾配法と異なり, 投影角度ごとに画像の更新を行った場合の反復数1, 2, 4, 60の再構成画像を示す. 小円間の帯状アーチファクトはFig. 11と同程度に抑制され, 反復回数60のRMSEは共役勾配法による反復数1000の再構成画像のRMSEに近い値になる. 他のサブセット数においても Fig. 12と同程

度の画質になることから, 提案した分散の組み込みはブロック反復型やローアクション型の反復法にも適用できることが明らかになった.

次に, 一般的に用いられている最尤推定-期待値最大化(ML-EM)法²⁴⁾, OS-EM法²⁵⁾とカイ二乗統計との比較を行い, カイ二乗統計のメリットについて考察する. ML-EM法は投影データにポアソン分布を仮定しそれを忠実に式中に取り入れた画像再構成法であり, 1) 各反復において順投影の総計数値は原画像の投影データの総計数値に等しい, 2) 逐次近似の初期値を正にすれば再構成画像は自動的に非負になる, などの優れた性質を有する. 1) に関しMighell法は満たすが, Mighellの論文に基づくNeyman法は総計数値を過小評価, Pearson法は総計数値を過大評価することから1) を満たさないことになる. 2) に関しカイ二乗統計を用いた画像再構成法は勾配法であり, 反復途中で画素値が負になることがありえるため非負処理 $\max(0, \mathbf{x}^k)$

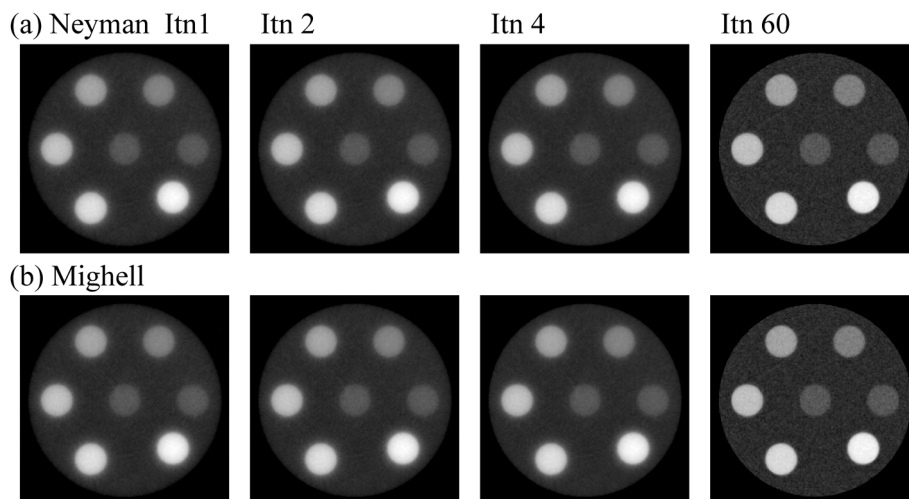


Fig. 12 Phantom B image reconstructed by the: (a) Neyman method expressed as Eq. (27) for projection data corrupted with noise; and (b) Mighell method expressed as Eq. (28). LS_10 image given in Fig. 4 was used as the initial image

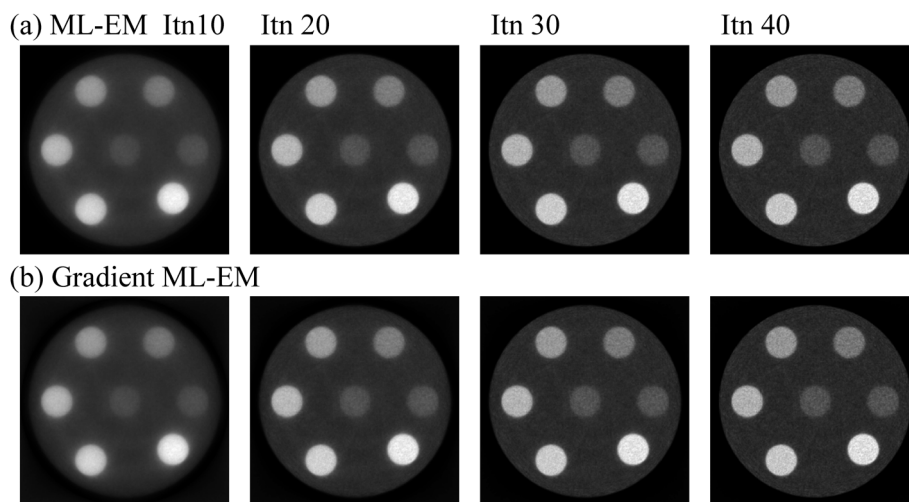


Fig. 13 Phantom B image reconstructed by the: (a) multiplicative type ML-EM method for projection data corrupted with noise; and (b) gradient type ML-EM method

を行っている。ML-EM法においても(29)式の乗算型を(30)式の勾配型にすれば非負処理が必要になるのでこの点で両者に大きな違いはない。

$$\bar{x}_j^{k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^M a_{ij}} \sum_{i=1}^M \frac{y_i a_{ij}}{\sum_{j=1}^N a_{ij} \bar{x}_j^k} \quad (29)$$

$$\bar{x}_j^{k+1} = \bar{x}_j^k + \lambda^k \frac{\bar{x}_j^k}{\sum_{i=1}^M a_{ij}} \left[\sum_{i=1}^M \frac{y_i a_{ij}}{\sum_{j=1}^N a_{ij} \bar{x}_j^k} - \sum_{i=1}^M a_{ij} \right] \quad (30)$$

ここで、 λ^k は k 回目の反復画像に対する緩和係数を表す。

ML-EM法は統計的画像再構成なのでFBP法に比較し雑音の抑制は優れているが、Fig. 13に示すように反復回数とともに雑音が増幅する。Fig. 13(a)はPhantom Bについて(29)式、(b)は(30)式で $\lambda^k=1$ とした再構成画像である。これらの画像の雑音を抑制するには画像再構成後に平滑化処理を行うか、あるいは式中に正則化を導入し画像再構成中に雑音抑制処理を行うなどが必要である。これらの処理はカイ二乗統計を用いた画像再構成法においても必要になる場合がある。そのため、雑音抑制処理に関し両者に大差はない。現在、PET/CTが一般的になっているため、PETの吸収補正用に ^{68}Ge などの外部線源を用いたTransmission CT(透過型CT)用のML-EM法(TCT法)は使用される機会が減少した。放射型および透過型のML-EM法は投影データがポアソン分布に従うとして導出されている点では共通しているが、数式構造に大きな違いがある。一方、カイ二乗統計を用いた画像再構成法は本研究の放射型画像再構成のみならず、計測データを対数変換し投影データとするCTの画像再構成にも数式構造はそのままにして分散項を変えるだけで適用できるメリットがある。また、ML-EM法を高速化したOS-EM法があるように、Neyman法、Mighell法は(27)式、(28)式で示したように容易に高速化が可能である。

5. 結 論

カイ二乗統計を用いた画像再構成法のRMSEを2種類の数値ファントムについて求めた。これら数値ファントムにおいてPearsonのカイ二乗統計のRMSEはNeyman、Mighellのカイ二乗統計のRMSEに比較し大きい。NeymanとMighellのカイ二乗統計では、計数密度が一定の円数値ファントムにおいて画素値が3以下のとき、後者のRMSEは前者のRMSEよりも1以上小さく、画素値が10に近づくにつれその差は減少する。

謝辞

本研究に関し貴重なコメントと助言をいただいた量子科学技術開発研究機構 放射線医学総合研究所主任研究員 田

島英朗博士に感謝申し上げます。また、本研究をはじめのきっかけを与えていただいた応用物理学会放射線分科会幹事 田島英朗博士(同上)ならびに首都大学東京大学院人間健康科学研究科放射線科学域 眞正浄光准教授に謝意を表します。

付記

本研究の一部は応用物理学会放射線分科会医療放射線技術研究会と多様なニーズに対応する「がん専門医療人材」養成プラン、首都大学東京大学院人間健康科学研究科放射線科学域医学物理士コースの共催企画による「放射線を利用した医用イメージング装置における画像再構成の基礎と応用」(2018年3月東京都荒川区)で発表した。本研究の利益相反に関わる事項はない。

参考文献

- 1) Ramachandran GN, Lakshminarayanan AV: Three-dimensional reconstruction from radiographs and electron micrographs: Application of convolutions instead of Fourier transforms. *Pro. Natl. Acad. Sci.* 68: 2236–2240, 1971
- 2) Shepp LA, Logan BF: The Fourier reconstruction of a head section. *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 21: 21–43, 1974
- 3) Gordon R, Bender R, Herman GT: Algebraic reconstruction technique (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray tomography. *J. Theor. Biol.* 29: 470–481, 1971
- 4) Kak AC, Slaney M: Principles of computerized tomographic imaging. 275–293, IEEE Press, 2001
- 5) Gilbert P: Iterative methods for the three-dimensional reconstruction for an object from projections. *J. Theor. Biol.* 36: 105–117, 1972
- 6) Sidky EY, Pan X: Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained total variation minimization. *Phys. Med. Biol.* 53: 4777–4807, 2008
- 7) Ritschl L, Berger F, Fleischmann C, et al.: Improved total variation-based CT image reconstruction applied to clinical data. *Phys. Med. Biol.* 21: 1545–1561, 2011
- 8) Fessler JA: Penalized weighted least-squares image reconstruction for positron emission tomography. *IEEE Trans. Med. Imag.* 13: 290–300, 1994.
- 9) Thibault JB, Sauer K, Bouman CA, et al.: A three-dimensional statistical approach to improved image quality for multislice helical CT. *Med. Phys.* 34: 4526–4544, 2007
- 10) Qi J, Leahy RM: Iterative reconstruction techniques in emission computed tomography. *Phys. Med. Biol.* 51: R541–R578, 2006
- 11) Mighell KJ: Parameter estimation in astronomy with Poisson-distributed data. I. The χ^2 statistic. *Astrophysical J.* 518: 380–393, 1999
- 12) Anderson JM, Mair BA, Rao M, et al.: Weighted least-squares reconstruction methods for positron emission tomography. *IEEE Trans. Med. Imaging* 16: 159–165, 1997
- 13) 野口千明: ケーススタディでみえる医学統計学. 93–96, 中外医学社, 1998
- 14) Kawata S, Nalcopglu O: Constrained iterative reconstruction by the conjugate gradient method. *IEEE Trans. Med.*

- Imaging MI-4: 65–71, 1985
- 15) Zeng LG: Medical image reconstruction: A conceptual tutorial. 146–147, 2010, Springer, Germany
 - 16) 篠原広行, 中世古和真, 坂口和也, 他: 逐次近似画像再構成の基礎. 75–83, 医療科学社, 2013
 - 17) Onoguchi M, Konishi T, Shibutani T, et al.: Technical aspects: Image reconstruction. *Ann. Nucl. Cardiol.* 2: 68–72, 2016
 - 18) 見田秀次, 大西英雄, 中本健太: 心筋SPECT検査での多焦点ファンビームコリメータにおける画像再構成条件の最適化. *日放技学誌* 70: 662–669, 2014
 - 19) Vija H: Introduction to xSPECT technology: Evolving multi-modal SPECT to become context-based and quantitative. SIEMENS White Paper 1–28, 2013
 - 20) Nocedal J, Wright SJ: Numerical optimization second edition. 11–29, 30–37, 2006, Springer, Germany
 - 21) Bilgic G, Goyal VK, Adalsteinsson E: Multi-contrast reconstruction with Bayesian compressed sensing. *Magn. Reson. Med.* 66: 1601–1615, 2011
 - 22) 篠原広行, 橋本雄幸: 統計的CT画像再構成アルゴリズムの実装と画質評価. *医学物理* 38:48–57, 2018
 - 23) Bevington PR: Data reduction and error analysis for the physical sciences. 66–91, McGraw-Hill, 1969
 - 24) Lange K, Carson R: EM reconstruction algorithms for emission and transmission tomography. *J. Compt. Assist. Tomogr.* 8: 306–316, 1983
 - 25) Hudson HM, Larkin RS: Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data. *IEEE Trans. Med. Imaging* 13: 601–609, 1994

解説

Radiomics 入門

仲本宗泰^{*1}, 芳賀昭弘^{1,2}, 高橋 渉¹¹ 東京大学医学部附属病院² 徳島大学

An Introduction to Radiomics: Toward a New Era of Precision Medicine

Takahiro NAKAMOTO^{*1}, Akihiro HAGA^{1,2}, Wataru TAKAHASHI¹¹ The University of Tokyo Hospital² Tokushima University

Recently, in a medical field, quantitative data mining is a hot topic for performing a precision (or personalized) medicine. Although a molecular biological data has been mainly utilized for data mining in this field, medical images are also important minable data. Radiomics is a comprehensive analysis methodology for describing tumor phenotypes or molecular biological expressions (e.g. genotypes) using minable feature extracted from a large number of medical images. In this review paper, we introduce to a framework of the radiomics.

Keywords: radiomics, precision medicine, data mining, radiomic feature, machine learning

1. はじめに

近年、患者の遺伝情報や生体情報を基に患者個々に応じて適当な治療を行う個別化医療^{1),2)} (precision medicine または personalized medicine) が注目されている。そして、個別化医療の実現に向けた膨大な数の遺伝・生体情報で構成されるデータベースを基にしたデータマイニングの研究が隆盛を極めている。これらの研究ではゲノム (genome), 細胞内タンパク質 (proteome), 代謝 (metabolome) 情報などの分子生物学的データを用いた解析が数多くされており、ある腫瘍組織の増殖に特異的に効果を示す分子標的薬の開発などに応用されている。医用画像もまた人体の解剖学的構造や病変の有無を写し出す絵だけではなく、患者個々の形質を特徴づけるマイニング可能なデータであると考えられる³⁾。計算機のソフト・ハードウェア両面の急速な進歩により画像の大規模データベースの構築および画像処理の高スループット化が可能となった近年、大量の医用画像を用いた定量的解析が脚光を浴びている。

本稿では、医用画像の定量的解析の枠組みにおいて現在最も注目されている“Radiomics”の基本的な概念や解析方法に関して入門的な解説を行う。

2. Radiomics とは

Radiomics は放射線医学の“radiology”に生物学分野におけるデータを統合し網羅的に解析する研究領域を意味する“-omics”を加えたものである。つまり、radiomics とは大量の医用画像から抽出した高次元の定量的な特徴を用いて網羅的な解析を行い、腫瘍の遺伝子型 (genotype) や

表現型 (phenotype) などを読み解くことを目的とした研究分野である^{3)~6)}。遺伝子型はある個体を持つ遺伝子構造であり、表現型とは遺伝子型に基づいて発現する生物の形質を示す。Radiomics では主に臨床データや病理組織学的データ、分子生物学的データの一部などを用いて腫瘍の組織型や悪性度といった表現型および腫瘍の表現型に依存する患者の予後や治療効果に注目して研究が進められている^{3)~6)}。また、遺伝子型を読み解くためにゲノムデータを用いた場合は特に radiogenomics^{4),7)} と呼ばれ医用画像から遺伝子変異などを検出できる可能性が調べられている。Radiomics における巨視的な形態・機能構造を示す医用画像から抽出される定量的な特徴に基づいて腫瘍の生物学的な形質発現パターンを解読できるという仮説は腫瘍内の異なる位置での発現パターンに差異が存在し⁸⁾、それが画像のコントラスト、輝度、濃度分布と相関があるという報告⁹⁾から裏付けできる⁴⁾。

腫瘍内の構造は局所的、経時的に不均質であるため^{4),8)}、ある時点における腫瘍の一部分から抽出した生検組織検体を用いる genomics, proteomics, metabolomics などのアプローチでは腫瘍全体の特徴とその変動を解析するのに不十分である。Radiomics は診断、治療および経過観察を目的として得られる画像を利用することで腫瘍全体の経時的な変動も考慮した特徴の解析を可能にする⁶⁾。したがって、生検検体に基づく解析と比較し、患者の負担を最小限に抑えながら腫瘍全体の形質発現パターンの解読や治療効果、予後の予測をさらに精度良くできる可能性が秘められている。

* 東京大学医学部附属病院 [〒113-8655 東京都文京区本郷7-3-1]
The University of Tokyo Hospital, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8655, Japan
E-mail: tnakamoto-tky@umin.ac.jp

3. Radiomicsの解析手順

図1にradiomicsの解析手順を示す。Radiomics解析は主に以下の4つのステップで構成される。

- i. データベースの構築
- ii. 腫瘍の輪郭抽出
- iii. 画像の定量的な特徴 (radiomics特徴量) の抽出
- iv. 機械学習を用いた予測モデルの構築・評価

4. データベースの構築

Radiomicsで用いるデータベースは患者の医用画像と解析対象の臨床データや病理組織学的・分子生物学的データなどで構築される。主に用いられる医用画像はcomputed tomography (CT), magnetic resonance (MR), positron emission tomography (PET) 画像などであるが, ultrasound (US) 画像や画像誘導放射線治療で取得される cone-beam computed tomography (CBCT) 画像を用いた研究も報告されている^{10), 11)}。撮像パラメータや再構成パラメータの差異による解析結果への影響を少なくするため, データベースに収載する画像はすべて統一したプロトコルで撮像されたものが望ましい^{3), 12)}。特にMR画像は同一プロトコルを用いてもMR装置の違いにより信号強度に差異が生じるため¹³⁾, 同一装置で撮像した画像を収集できることが理想的である。しかし, 実際には撮像プロトコル, 装置を統一した画像データを十分な症例数収集するのは困難であるため, 解析前にデータベース内すべての画像に対して正規化やノイズ除去などの処理を行う必要がある。

5. 腫瘍の輪郭抽出

腫瘍内における定量的な特徴量を抽出するために画像上に腫瘍輪郭を設定する必要がある。熟練の放射線診断医・

腫瘍医による手動での輪郭抽出が一般的ではあるが, inter-observer variability による輪郭の不確定性が最終的な解析結果にバイアスをかけてしまう^{14), 15)}。また, 大量の画像に対してスライス1枚ごとに手動で輪郭を抽出しなければならないため負担が大きい⁵⁾。

このような手動輪郭抽出での問題を低減するため, 放射線治療分野で既に治療計画支援を目的として開発された自動/半自動輪郭抽出法を利用することが考えられる^{16)~20)}。また, 医用画像工学分野において近年注目されている deep learning を用いて抽出した腫瘍輪郭を radiomics 解析に利用した研究が報告されている²¹⁾。

6. Radiomics特徴量の抽出

腫瘍輪郭を設定した後, 医用画像上の腫瘍の定量的な特徴を抽出する。この特徴量は radiomics 特徴量 (radiomic feature) と呼ばれ, 主に腫瘍の形態的特徴量 (shape/size feature), 腫瘍内の画素値ヒストグラムの特徴量 (histogram feature), および腫瘍内における画素値の空間的分布の均質・不均質性を定量化したテクスチャ特徴量 (texture feature) で構成される。表1に radiomics に用いられる代表的な特徴量²²⁾を示す。テクスチャ特徴量は主に gray level co-occurrence matrix (GLCM), gray level run-length matrix (GLRLM), gray level size zone matrix (GLSZM), gray level distance zone matrix (GLDZM), neighboring gray level dependence matrix (NGLDM), neighborhood gray tone difference matrix (NGTDM) に基づく手法を用いて抽出される²²⁾。Radiomicsにおける各々の特徴量の解説は割愛する。詳細は引用文献²²⁾を参照されたい。

ヒストグラム特徴量およびテクスチャ特徴量に関しては元画像だけでなく, フィルタ処理を施すことで特定の構造やパターンを強調, 低減させた画像からも抽出する^{3), 23)}。

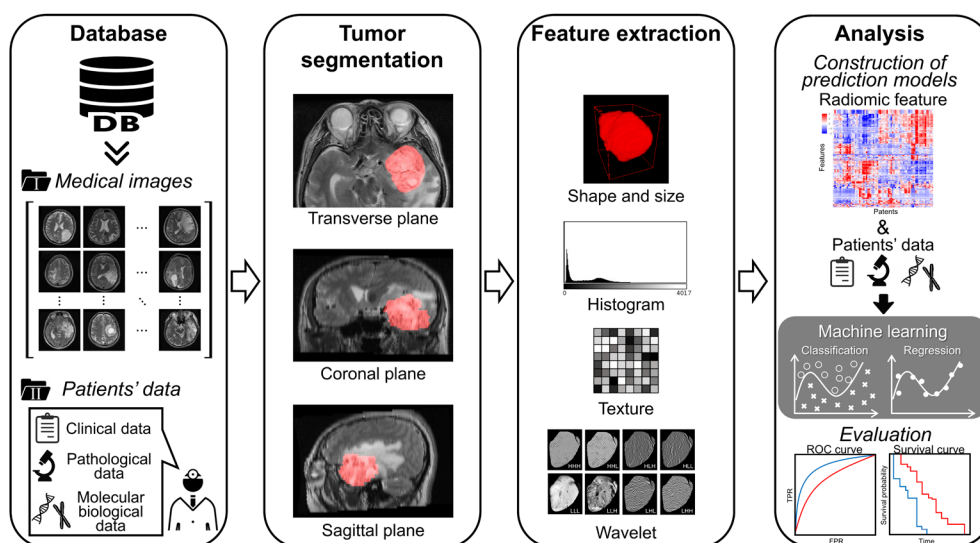


図1 Radiomicsの解析手順

表1 Radiomicsに用いられる代表的な特徴量²²⁾

Category	Feature
Shape/size	Volume, Surface area, Surface area to volume ratio, Sphericity, Compactness, Spherical disproportion, Max 3D diameter, Major axis, Minor axis, Least axis, Elongation, Flatness
Histogram	Energy, Total energy, Entropy, Min, 10th percentile, 90th percentile, Max, Mean, Median, Interquartile range, Range, Mean, absolute deviation (MAD), Robust mean absolute deviation (rMAD), Root mean squared (RMS), Standard deviation (SD), Skewness, Kurtosis, Variance, Uniformity
GLCM	Autocorrelation, Joint average, Cluster prominence, Cluster shade, Cluster tendency, Contrast, Correlation, Difference average, Difference entropy, Difference variance, Dissimilarity, Joint energy, Joint entropy, Homogeneity, Informational measure of correlation (IMC), Inverse difference moment (IDM), Inverse difference moment normalized (IDMN), Inverse difference (ID), Inverse difference normalized (IDN), Inverse variance, Max probability, Sum average, Sum variance, Sum of squares
GLRLM	Short run emphasis (SRE), Long run emphasis (LRE), Gray level non-uniformity (GLN), Gray level non-uniformity normalized (GLNN), Run length non-uniformity (RLN), Run length non-uniformity normalized (RLNN), Run percentage (RP), Gray level variance (GLV), Run variance (RV), Run entropy (RE), Low gray level run emphasis (LGLRE), High gray level run emphasis (HGLRE), Short run low gray level emphasis (SRLGLE), Short run high gray level emphasis (SRHGLE), Long run low gray level emphasis (LRLGLE), Long run high gray level emphasis (LRHGLE)
GLSZM	Small area emphasis (SAE), Large area emphasis (LAE), Gray level non-uniformity (GLN), Gray level non-uniformity normalized (GLNN), Size-zone non-uniformity (SZN), Size-zone non-uniformity normalized (SZNN), Zone percentage (ZP), Gray level variance (GLV), Zone variance (ZV), Zone entropy (ZE), Low gray level zone emphasis (LGLZE), High gray level zone emphasis (HGLZE), Small area low gray level emphasis (SALGLE), Small area high gray level emphasis (SAHGLE), Large area low gray level emphasis (LALGLE), Large area high gray level emphasis (LAHGLE)
GLDZM	Small distance emphasis (SDE), Large distance emphasis (LDE), Gray level non-uniformity (GLN), Gray level non-uniformity normalized (GLNN), Distance-zone non-uniformity (DZN), Distance-zone non-uniformity normalized (DZNN), Zone percentage (ZP), Gray level variance (GLV), Zone variance (ZV), Zone entropy (ZE), Low gray level zone emphasis (LGLZE), High gray level zone emphasis (HGLZE), Small distance low gray level emphasis (SDLGLE), Small distance high gray level emphasis (SDHGLE), Large distance low gray level emphasis (LDLGLE), Large distance high gray level emphasis (LDHGLE)
NGLDM	Small dependence emphasis (SDE), Large dependence emphasis (LDE), Gray level non-uniformity (GLN), Gray level non-uniformity normalized (GLNN), Dependence non-uniformity (DN), Dependence non-uniformity normalized (DNN), Gray level variance (GLV), Dependence variance (DV), Dependence Entropy (DE), Dependence percentage, Low gray level emphasis (LGLE), High gray level emphasis (HGLE), Small dependence low gray level emphasis (SDLGLE), Small dependence high gray level emphasis (SDHGLE), Large dependence low gray level emphasis (LDLGLE), Large dependence high gray level emphasis (LDHGLE)
NGTDM	Coarseness, Contrast, Busyness, Complexity, Strength

gray level co-occurrence matrix: GLCM, gray level run-length matrix: GLRLM, gray level size zone matrix: GLSZM, gray level distance zone matrix: GLDZM, neighboring gray level dependence matrix: NGLDM, neighborhood gray tone difference matrix: NGTDM.

Gaussianフィルタ, Laplacianフィルタ, そして両フィルタを組み合わせたLaplacian of Gaussian (LoG) フィルタで処理した画像から特徴量を抽出している報告^{24), 25)}もあるが, ウェーブレット変換を用いて元画像から特定の周波数帯域成分を取り出して再構成した画像を用いて特徴量を抽出する方法が最もよく用いられる²⁶⁾.

Radiomics特徴量は前述の撮像プロトコルの違いや腫瘍輪郭抽出におけるinter-observer variabilityに加え画像のリサンプリングサイズやヒストグラム特徴量, テクスチャ特徴量抽出の際に設定する量子化レベルによって変動する. したがって, 各変動因子に対して頑強なradiomics特徴量を検討する必要がある^{15), 27)~30)}.

図2に著者の研究³¹⁾で抽出したradiomics特徴量の一例をヒートマップで示す. 本研究では頭部MR画像を用いて, 神経膠腫のグレード分類(IIIとIV)を目的とするradiomics解析を行った. 表1のうち, 腫瘍輪郭内における形態的特徴量8種類, ヒストグラム特徴量10種類, GLCM 11種類, GLRLM 13種類, GLSZM 13種類, NGTDM 5種類をMR画像および3次元ウェーブレット変換を用いて分解した8つのサブバンド成分を基に再構成した画像から計476種類の特徴量を抽出した. 特徴量の値はz-scoreを用いて標準化した. また, 図2ではWard法³²⁾に基づくクラスタリングの結果をデンドログラムで示す.

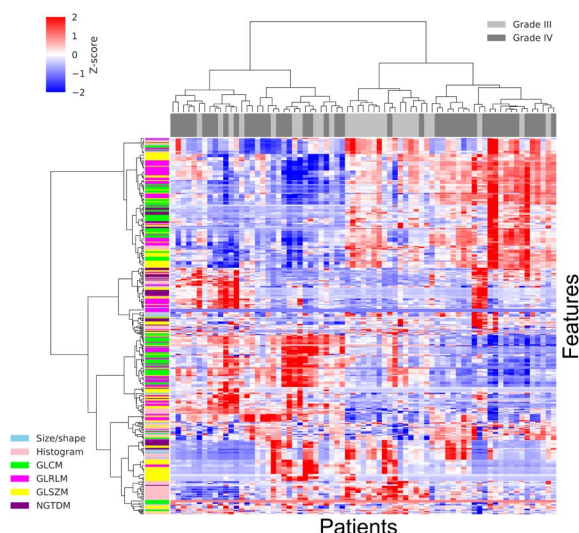


図2 Radiomics特徴量の例
(ヒートマップ表示)

7. 機械学習を用いた予測モデルの構築・評価

最後に、機械学習を用いて radiomics 特徴量と臨床データや病理組織学的・分子生物学的データなどに基づく患者個々の腫瘍の特徴を予測するためのモデルを構築する。Radiomics における予測モデルは主に教師あり学習を用いたクラス分類モデルと回帰モデルであり、前者は腫瘍の組織型や悪性度、遺伝子変異有無の分類^{7), 14), 21)}、後者は全生存率 (overall survival: OS) や無再発生存率 (recurrence free survival: RFS) などの予後予測³³⁾ を目的として構築される。

Radiomics では高次元の特徴量が抽出されるが腫瘍の特徴を説明するうえで不必要な特徴量も当然存在する。すべての radiomics 特徴量を学習器に入力すると過学習が生じ、汎化性が低いモデルを構築してしまう可能性がある。したがって、頑強な予測モデルを構築するために特徴量選択を行う必要がある。特徴量選択手法としては、カイ二乗検定などを用いて目的変数と説明変数との統計的相関を基に重要度をランク付けし選択するフィルタ法、ステップワイズ法や recursive feature elimination (RFE) 法など機械学習アルゴリズムを用いて全特徴量の中からモデルの精度が最も高くなる特徴量の組み合わせを探索するラッパー法、正則化や決定木のように学習と同時に特徴量選択が行える組み込み法が挙げられる³⁴⁾。また、主成分分析 (principle component analysis: PCA) を用いて特徴量を低次元に圧縮した後に学習器に入力する手法も用いられる³⁵⁾。

機械学習アルゴリズムは線形学習器であるロジスティック回帰、サポートベクターマシン (support vector machine: SVM)、ナイーブベイズなど、非線形学習器であるカーネル法を用いた SVM、ニューラルネットワーク、ランダムフォレストなどが用いられる。機械学習アルゴリズムはサ

ンプルの質や量、特徴量の次元数、解析目的に応じて適当なものを選択すべきである。Radiomics において多数の特徴量選択手法と機械学習アルゴリズムとの組み合わせを作成し、肺がん、頭頸部がん患者の予後の予測精度を比較した報告がされている^{35)~37)}。

予測モデルの評価はホールアウト法や K-分割交差検定、リーブワンアウト交差検定などを用いて全サンプルデータを学習データとテストデータに分けて行う。交差検定では分割数分のモデルが構築されるため、その予測精度の平均値を最終的な性能とする。分類モデルの評価指標は正解度、感度、特異度や receiver operating characteristic (ROC) 解析における area under the ROC curve (AUC) 値などが用いられる。回帰モデルの評価指標としては一般的に平均絶対誤差 (mean absolute error: MAE) や平均二乗誤差 (mean squared error: MSE) などが用いられるが、radiomics における回帰モデルは主に予後予測を目的としているため出力された生存時間などを基に Harrell's concordance index (C-index)³⁸⁾ や Kaplan-Meier 曲線³⁹⁾ などを用いて評価が行われる^{33, 40, 41)}。

8. まとめ

本稿では、radiomics の概要と基本的なワークフローについて解説を行った。Radiomics は個別化医療への応用に向けて今後更なる展開が期待される。しかし、現状ではデータベースの構築方法や腫瘍輪郭・特徴量抽出アルゴリズムの規格化などに課題が多く存在している。特に radiomics におけるインフラストラクチャーとして大規模かつ標準化されたデータベースを構築できる環境やシステムを整備することが解析精度を向上させるため、一番に取り組むべき最重要課題であると考えられる。本稿がこれから radiomics を用いた研究を行いたい方々にとって入門書たりうことを心から願う。

参考文献

- 1) Chan IS, Ginburg GS: Personalized medicine: Progress and promise. *Annu. Rev. Genomics. Hum. Genet.* 12: 217–244, 2011
- 2) Peer D: Precision medicine: Delivering the good? *Cancer Lett.* 352: 2–3, 2014
- 3) Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H: Radiomics: Images are more than picture, they are data. *Radiology* 278: 563–577, 2016
- 4) Lambin P, Velazquez ER, Leijenaar RT, et al.: Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur. J. Cancer* 48: 441–446, 2012
- 5) Kumar V, Gu Y, Basu S, et al.: Radiomics: The process and the challenges. *Magn. Reson. Imaging* 30: 1234–1248, 2012
- 6) Aert HJ, Velazquez ER, Leijenaar RT, et al.: Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach. *Nat. Commun.* 5: 4006, 2014
- 7) Wu J, Tha KK, Xing L, et al.: Radiomics and radiogenomics for precision radiotherapy. *J. Radiat. Res.* 59(suppl. 1):

- i25–i31, 2018
- 8) Van Meter T, Dumur C, Hafez N, et al.: Microarray analysis of MRI-defined tissue samples in glioblastoma reveals differences in regional expression of therapeutic targets. *Diagn. Mol. Pathol.* 15: 195–205, 2006
 - 9) Hobbs SK, Shi G, Homer R, et al.: Magnetic resonance image-guided proteomics of human glioblastoma multiforme. *J. Magn. Reson. Imaging* 18: 530–536, 2003
 - 10) Theek B, Opacic T, Magnuska Z, et al.: Radiomic analysis of contrast-enhanced ultrasound data. *Sci. Rep.* 8: 11359, 2018
 - 11) van Timmeren JE, Leijenaar RTH, van Elmpt W, et al.: Survival prediction of non-small cell lung cancer patients using radiomics analyses of cone-beam CT images. *Radiother. Oncol.* 123: 363–369, 2017
 - 12) Lambin P, Leijenaar RT, Deist TM, et al.: Radiomics: The bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat. Rev. Clin. Oncol.* 14: 749–762, 2017
 - 13) Shah M, Xiao Y, Subbanna N, et al.: Evaluating intensity normalization on MRIs of human brain with multiple sclerosis. *Med. Image Anal.* 15: 267–282, 2011
 - 14) Haga A, Takahashi W, Aoki S, et al.: Classification of early stage non-small cell lung cancers on computed tomographic images into histological types using radiomic feature: Interobserver delineation variability analysis. *Radiol. Phys. Technol.* 11: 27–35, 2018
 - 15) Pavic M, Bogowicz M, Würms X, et al.: Influence of inter-observer delineation variability on radiomics stability in different tumor sites. *Acta. Oncol.* 57: 1070–1074, 2018
 - 16) van Bardwijk A, Bosmans G, Boersma L, et al.: PET-CT-based auto-contouring in non-small-cell lung cancer correlates with pathology and reduces interobserver variability in the delineation of the primary tumor and involved nodal volumes. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.* 68: 771–778, 2007
 - 17) Wang H, Veas H, Miralbell R, et al.: 18F-fluorocholine PET-guided target volume delineation techniques for partial prostate re-irradiation in local recurrent prostate cancer. *Radiother. Oncol.* 93: 220–225, 2009
 - 18) Weersink RA, Qiu J, Hope AJ, et al.: Improving superficial target delineation in radiation therapy with endoscopic tracking and registration. *Med. Phys.* 38: 6458–6468, 2011
 - 19) Jin Z, Arimura H, Shioyama Y, et al.: Computer-assisted delineation of lung tumor regions in treatment planning CT images with PET/CT image sets based on an optimum contour selection method. *J. Radiat. Res.* 55: 1153–1162, 2014
 - 20) Yang J, Beadle BM, Garden AS, et al.: A multimodality segmentation framework for automatic target delineation in head and neck radiotherapy. *Med. Phys.* 42: 5310–5320, 2015
 - 21) Chen W, Liu B, Peng S, et al.: Computer-aided grading of gliomas combining automatic segmentation and radiomics. *Int. J. Biomed. Imaging* 2018
 - 22) Zwanenburg A, Leger S, Vallières M, et al.: Image biomarker standardisation initiative feature definitions. *arXiv:1612.07003 [cs.CV]*, 2016
 - 23) Peeken JC, Bernhofer M, Wiestler B, et al.: Radiomics in radiooncology: Challenging the medical physicist. *Phys. Med.* 48: 27–36, 2018
 - 24) Shen C, Liu Z, Guan M, et al.: 2D and 3D radiomics features prognostic performance comparison in non-small cell lung cancer. *Transl. Oncol.* 10: 886–894, 2017
 - 25) Chaddad A, Sabri S, Niazi T, et al.: Prediction of survival with multi-scale radiomic analysis in glioblastoma patients. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2018
 - 26) Larue RT, Defraene G, De Ruyscher D, et al.: Quantitative radiomics studies for tissue characterization: A review of technology and methodological procedures. *Br. J. Radiol.* 90, 2016
 - 27) Leijenaar RT, Carvalho S, Velazquez ER, et al.: Stability of FDG-PET radiomics features: An integrated analysis of test-retest and inter-observer variability. *Acta. Oncol.* 52: 1391–1397, 2013
 - 28) Mackin D, Fave X, Zhang L, et al.: Measuring computed tomography scanner variability of radiomics features. *Invest. Radiol.* 50: 757–765, 2015
 - 29) Shafiq-UI-Hassan M, Latifi K, Zhang G, et al.: Voxel size and gray level normalization of CT radiomics features in lung cancer. *Sci. Rep.* 8: 10545, 2018
 - 30) Saeedi E, Dezhkam A, Beigi J, et al.: Radiomic feature robustness and reproducibility in quantitative bone radiography: A study on radiologic parameter changes. *J. Clin. Densitom.*, 2018
 - 31) Nakamoto T, Takahashi W, Haga A, et al.: Radiomics-based prediction of malignant glioma grades using T2-weighted magnetic resonance images. *Med. Phys.* 45: 2728, 2018 (2018 AAPM annual meeting program)
 - 32) Ward JH: Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Am. Stat. Assoc.* 58: 236–244, 1963
 - 33) Oikonomou A, Khalvati F, Tyrrell PN, et al.: Radiomics analysis at PET/CT contributes to prognosis of recurrence and survival in lung cancer treated with stereotactic body radiotherapy. *Sci. Rep.* 8: 4003, 2018
 - 34) Li J, Cheng K, Wang S, et al.: Feature selection: A data perspective. *arXiv:1601.07996 [cs.LG]*, 2016
 - 35) Zhang Y, Oikonomou A, Wong A, et al.: Radiomics-based prognosis analysis for non-small cell lung cancer. *Sci. Rep.* 7: 46349, 2017
 - 36) Parmar C, Grossmann P, Bussink J, et al.: Machine learning methods for quantitative radiomic biomarkers. *Sci. Rep.* 5: 13087, 2015
 - 37) Parmar C, Grossmann P, Rietveld D, et al.: Radiomic machine-learning classifiers for prognostic biomarkers of head and neck cancer. *Front. Oncol.* 5: 272, 2015
 - 38) Harrell FE, Lee KL, Mark DB: Multivariable prognostic models: issues in developing models, evaluating assumptions and adequacy, and measuring and reducing errors. *Stat. Med.* 15: 361–387, 1996
 - 39) Kaplan EL, Meier P: Nonparametric estimation from incomplete observations. *J. Am. Stat. Assoc.* 53: 457–481, 1958
 - 40) Castelli J, Depeursinge A, Devillers A, et al.: PET-based prognostic survival model after radiotherapy for head and neck cancer. *Eur. J. Nucl. Med. Mol. Imaging*. 2018
 - 41) Sun W, Jiang M, Dang J, et al.: Effect of machine learning methods on predicting NSCLC overall survival time based on Radiomics analysis. *Radiat. Oncol.* 13, 2018

著者紹介

仲本 宗泰（なかもと・たかひろ）

（現職名）東京大学医学部附属病院放射線科（日本学術振興会特別研究員PD）。九州大学医学部保健学科卒。同大学大学院医学系学府保健学専攻医用量子線科学分野博士前期・後期課程修了，博士（保健学）。学位取得後，東大病院特任研究員を経て2018年4月より現職に至る。計算機支援診断・放射線治療の研究に従事。

芳賀 昭弘（はが・あきひろ）

（現職名）徳島大学大学院医歯薬学研究部医用画像情報科学分野（教授）。名古屋工業大学卒。同大学院で博士（工学）を取得後，大阪大学核物理研究センター等基礎物理学分野での研究員を経て，2008年から東京大学大学院医学系研究科（助教）にて医学物理学の研究に従事。2017年10月より現職に至る。座右の銘は「努力は人を裏切らない」。

高橋 渉（たかはし・わたる）

（現職名）東京大学医学部附属病院放射線科（助教）。新潟大学医学部医学科卒。東京大学大学院医学系研究科生体物理医学専攻博士課程修了，博士（医学）。学位取得後，2015年4月より現職に至る。脳，肺，頭頸部，骨軟部腫瘍を中心に放射線治療の臨床に従事するとともに医学物理の研究，医学生教育にも携わる。

国際学会参加記

WC2018

深堀麻衣*

国立研究開発法人 量子科学技術研究開発機構 放射線医学総合研究所 臨床研究クラスター 放射線品質管理室

Report of WC2018

Mai FUKAHORI*

Quality Control Section, Clinical Research Cluster, National Institute of Radiological Sciences, National Institutes for Quantum and Radiological Science and Technology

1. はじめに

2018年9月3日から8日の間、WC2018(The 2018 IUPESM World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering)がチェコ・プラハで開催されました。学会会場のPrague Congress Centreはプラハの市街地の中心近くに位置しており、プラハ最大のコンベンションセンターとなります。メイン会場のForum Hallは約650~1,000名の収容人数であり、その他15の会場に分かれて連日多くの研究者による発表が行われました。このたび、本学会に参加いたしましたので、報告いたします。

2. WC2018の概要

WCはIUPESM(International Union for Physical and Engineering Sciences in Medicine)が主催の医学物理学と医用生体工学に関する最大規模の国際学術学会であり、3年ごとに世界各地で開催されます。世界各地から医学物理、生体工学や医療技術に関わる研究者、技術者が参加しており、各分野における世界の最新の研究成果を知ることができます。WC2018の参加者の中には、89カ国以上からのIOMP(International Organization of Medical Physics)およびIFMBE(International Federation Medical and Biological Engineering)の各国加盟組織の代表者、またIAEA, WHO, UNSCEAR等の国際機関の代表者も参加していました。今回は23にわたるテーマでの発表が行われ、



Opening Ceremony (Forum Hall)

その他5つのPlenary session, 33のKeynote lecture, 34のEducational session等、多岐にわたるプログラムが組まれていました。また本学会では、900以上の口頭発表および800以上のポスター発表が行われました。

3. 演題発表

私自身は、23のテーマのうち、Radiation Oncology Physics and Systemsのテーマで、口頭発表を行いました。演題は、「Estimation of normal tissue complication probability parameters for rectum and bladder after carbon ion therapy for uterus cancer (子宮がん重粒子線治療における直腸および膀胱のNTCPパラメータ推定)」となります。重粒子線治療後の晩期直腸障害および膀胱障害の線量応答関係を明らかにすることを目的として、子宮がん治療患者を対象として、直腸および膀胱のNTCP(正常組織有害事象発生確率)パラメータ推定を行った結果を報告いたしました。本研究にて得られたNTCPパラメータは、今後の重粒子線治療における各治療計画の定量的な比較・検討を行うための、有用な指標の一つとなると期待されます。オランダの同分野の研究者が座長であり、本発表に対する質疑応答や意見交換を行いました。同氏はEducational sessionにおいて、「NTCP model」という演題で教育講演を行っており、多くの若い研究者が聴講していたことから、私の取り組んでいる研究テーマが次第に注目されつつあることを実感いたしました。本学会に参加するまでは国内学会および国際学会において、同テーマを研究している研究者に出会うことが非常に少なかったため、本学会のように大規模の国際学会では同分野の研究者と出会う機会があり、自分が行ってきた研究内容に対する議論を行えたことは大変貴重な経験となりました。

4. 主なトピック

近年注目を浴びている人工知能(AI)を用いた診断・輪郭描画技術やRadiomicsをはじめ、さまざまな検出器を用いた線量測定や患者QA等の線量評価法、DNAレベルでの放射線生物学的モデルや重粒子線治療計画における

* E-mail: fukahori.mai@qst.go.jp



WC2024日本誘致活動

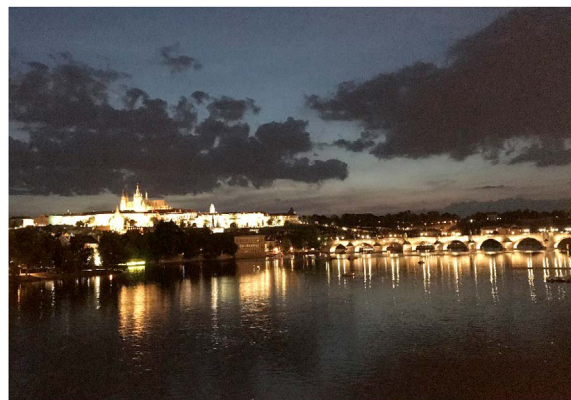
RBE最適化計算法等の最新情報を得ることができました。また、日本より福島第一原発事故後の影響推定や線量評価についても講演や発表が行われており、現在も世界において関心の高いトピックであると感じました。

「Women in Medical Physics and Biomedical Engineering」のSessionでは、医学物理および医用生体工学分野における女性研究者を取り巻く現状や課題と今後活躍していくための働き方等について講演発表が行われました。世界において医学物理分野の女性研究者は約30%であり、わずかながら年々増加しつつあります。そのなかで、実際にリーダーシップを取り、活躍している女性研究者がどのようにしてキャリアアップしていくかについて、実体験をふまえたアドバイスがありました。発表者自身がとてもよいロールモデルであり、本セッションでの講演内容は同じく同分野の女性研究者である私自身にとって、将来の歩み方を考えるよい機会となりました。

また2024年に開催されるWCの開催国は日本が候補国となっており、本学会で誘致活動を行いました。日本ブースを訪れた参加者には、チラシのほか、日本文化を知っていただくためにピンバッジや扇子を配布しました。会場内が若干暑かったこともあり、特に扇子は大好評でした。4日に日本誘致のプレゼンテーションが行われ、5日の全体総会にて開催国が決定されました。結果はオーストラリアとなりましたが、参加者の方々に日本を紹介できるよい機会となりました。

5. プラハの街並み

チェコの首都プラハは、建築と芸術の街として知られておりとても美しい都市です。プラハ城や旧市街のプラハ歴史地区はユネスコ世界遺産の指定を受けており、世界中から観光客が訪れます。プラハの街は徒歩で主ところは周れるほど、コンパクトな街です。会場から市街地までは、地下鉄で15分ほどでした。プラハの観光名所の1つであるプラハ城はいつ眺めてもとても趣があり、夜のライト



プラハ城とカレル橋



プラハの伝統料理



カフェのスイーツ

アップされたカレル橋越しに望むプラハ城の景色はとても美しかったです。

プラハの食事は手頃な値段でボリュームがあり、日本人の口に合う料理となっており、とても美味しかったです。またプラハ市内には素敵なカフェが多くあり、旧市街広場や新市街のヴァーツラフ広場からも徒歩圏内にお気に入りのカフェを見つけました。ドリンクやスイーツ、また朝食やランチ、ディナーまで幅広いメニューがあり、3回ほど通いました。

6. さいごに

今回の国際学会では海外の医学物理の現状を把握することができ、大変有意義な時間を過ごすことができました。本学会では、口頭発表の経験を積むことができ、日頃接することのない専門分野以外の最新の研究発表を聞くことで刺激を受けました。今回得た経験や知識を活かして、今後の研究活動に励みたいと思います。次回のWCは、2021

年5月30日～6月4日にシンガポールで開催される予定となっております。次回も参加することを目標として、研究成果を発表できるよう、日々努めてまいりたいと思います。

最後となりましたが、WC2018への参加に際し、日本医学物理学会より若手発表奨励金として参加旅費の援助をいただきましたこと、心より感謝申し上げます。

施設紹介

広島がん高精度放射線治療センターの活動について

1. 広島がん高精度放射線治療センターの設置目的

がんに罹る人は、今後ますます増加すると見込まれるなかで、放射線治療とりわけ高精度放射線治療への期待は大きくなっているが、4基幹病院（広島大学病院、広島市立広島市民病院、県立広島病院、広島赤十字・原爆病院）では放射線治療の患者数は余裕のない状況になっている。今後増え続ける放射線治療が適応となる患者に対応できるだけの新たな物的資源〈高精度放射線治療機器〉と人的資源〈放射線治療医〉を個別の病院単位で投入することは非効率であることから、4基幹病院の機能の連携・集約化を図る広島高精度放射線治療センター（Hiroshima High-Precision Radiotherapy Cancer Center, 以下「HIPRAC（ハイブラック）」）を2015年10月1日に開設した¹⁾。図1は広島がん高精度放射線治療センター事業イメージ図であるが、ハイブラックは、リニアック3台体制で開設して高精度放射線治療を中心に実施することとし、紹介患者を通院で治療し、経過観察は紹介元の病院が行うなど、広く広島県内外から患者受け入れを行う外来放射線治療に特化した無床の診療所である。そのほか、放射線治療スタッフの人材育成、県内の放射線治療の均てん化と水準の向上のため、放射線治療の品質保証などががん診療連携拠点病院等に対する技術的支援がハイブラックの事業として定められて

いる¹⁾。ハイブラックは4基幹病院、広島市、広島県医師会、広島県による「運営協議会」を設置し、この7者による連携・共同事業として運営を行っている。図2に示すとおり、運営協議会は1つの検討会議と3つのワーキンググループから構成されており、高度な放射線治療の提供のみならず、広島県内外の放射線治療の質の向上を目指した活動を行っている。

2. 医療スタッフ体制

ハイブラックは、センター長（永田靖：広島大学病院放射線治療科教授兼任）を筆頭に、医師6名、医学物理士4名、診療放射線技師10名、看護師6名、事務3名の体制でスタートした。開設時より全職種で経験豊富なスタッフが揃っており、開業当初からFFFビームによる体幹部定位放射線治療をVMATで実施するなど、高精度放射線治療を提供し、前述の放射線治療の質の確保が可能な人員体制を整えた。ハイブラックでは、「実践的放射線治療人材育成セミナー」として、年数回、全国の放射線治療に携わる医療スタッフ向けに人材育成活動を行っているの、ぜひハイブラックホームページ (<http://www.hiprac.com/>)、またはその他関連学会のメーリングリストなどで広報をご確認いただきたい。

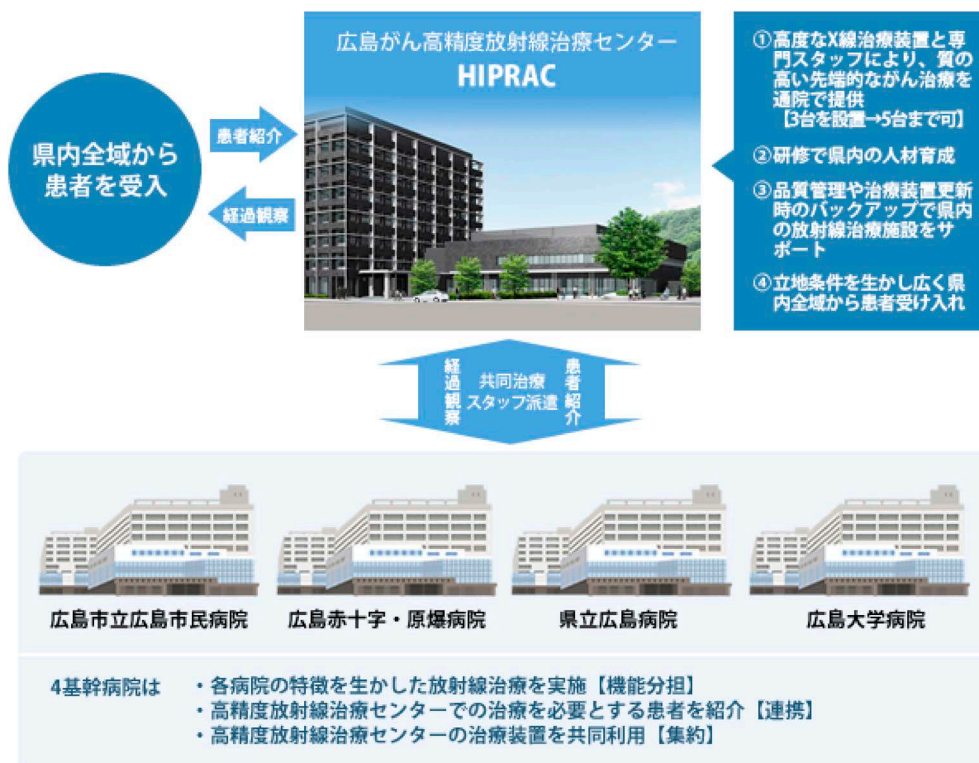


図1 広島がん高精度放射線治療センター事業イメージ図

3. 設 備

放射線治療施設としては、広島県内で最大のものであると同時に、最先端の高精度装置を備えることを目的として機器選定を行った。リニアックについては、動体追尾照射が可能なVero4DRT（三菱重工）、TrueBeam（バリアン）、TrueBeam STx with Novalis Radiosurgery（バリアン／ブレインラボ）の現状3台であるが、将来的には5台（2台増設）体制が想定された建屋設計となっている。治療計画装置はEclipse（バリアン）、iPlan（ブレインラボ）、Pinnacle（日立メディコ）、RayStation（日立メディコ）の4種類の最新治療計画装置を整備した。治療計画CT装置としては、呼吸性移動に対し4秒SlowScan、4D-CT撮影が可能なGE社ワイドボア16列CT装置GE Optima CT580 Wを所持しており、MRIは3TのGE Discovery MR750wを整備した。また、最新の日立製C-arm型透視装置を導入しており、腫瘍の呼吸性移動量や患者の息止めの再現性評価に使用している。治療RISにはエレクタのMosaik、HISはNEC、PACSと診断RISはテクマトリクスを採用している。ハイブラックと4病院はインターネット経由によるTV会議システムで接続されており、各種カンファレンスやワーキンググループ会議などを4病院とTV会議で行っている。また、オンライン画像連携システムも完備しており、ネットワーク型がんセンターとしての

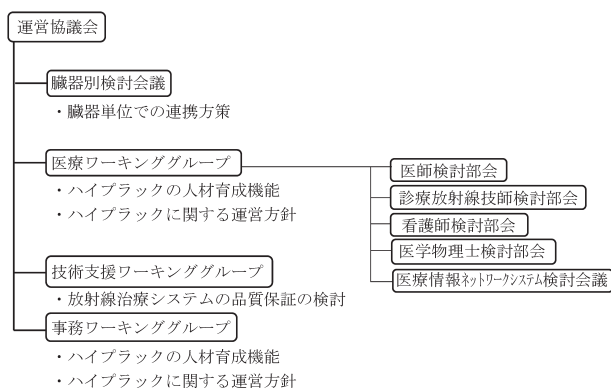


図2 広島がん高精度放射線治療センター運営協議会組織

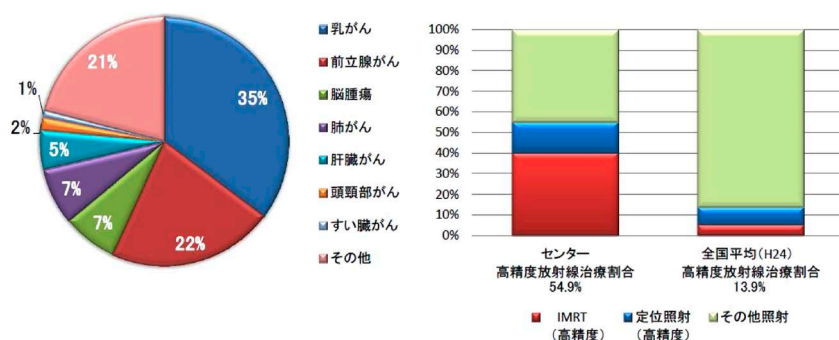


図3 ハイブラックでの診療実績（2015年10月～2018年9月）

左：疾患別治療患者割合、右：高精度治療の割合、文献〔2〕より引用。

機能を整備した。

4. 診療実績

ハイブラックでは、4基幹病院との連携方策について、図2にある臓器別検討会議にて議論を進めている。この1年の実績としては、4病院からの紹介患者が中心であるが、JR広島病院やマツダ病院などの放射線治療施設を持たない病院をはじめ、診療所からも患者の紹介を受け、2015年10月の開設から2018年9月までに1,542名の新規治療患者を受け入れている²⁾。図3に示すとおり、疾患別には、乳がんが全体のおよそ1/3を占め、続いて、前立腺がんが22%、そのほか、脳腫瘍7%、肺がん7%、肝臓がん5%が続く。前立腺がんの治療はVero4DRTによるIMRT、体幹部定位放射線治療については、TrueBeam STxによるFFFビームを用いたVMATを基本としており、乳がん術後照射の領域リンパ節を含む場合にはTrueBeamで接線照射+VMATの治療を行っており、照射技法における高精度率は55%である。

5. 技術支援ワーキンググループの活動

ハイブラックの機能として、県内放射線治療施設の品質管理サポートが挙げられている。また、放射線治療の第三者評価や地域連携による品質管理はがん診療連携拠点病院の指定要件となっているため、ハイブラックを中心として広島県内でこれらの活動を実施するための基礎作りを図1にある技術支援ワーキンググループ(WG)で進めている。ハイブラックが開業する前の2015年4月より、毎月1回、4基幹病院とハイブラックの物理士および技師が集まり、放射線治療の物理・技術的品質管理地域連携活動を開始した。現在は、表1に示す体制で各品質管理項目の第三者評価を進めている。開設当初は、技術支援WGの活動は広島県内に限定されていたが、その後、広島県外の施設での調査もハイブラック運営協議会により認められている。TG-1では、広島県内のリニアック出力管理のため、標準計測法12³⁾に基づく線量測定に関する共通の計測シートと計測マニュアルを整備し、4基幹病院とハイブラックで

表1 ハイブラック技術支援WGの組織体制

Task Group	課題名	実施方法／担当
TG-1	外部放射線治療装置の出力線量管理調査	エクセルベース/HIPRAC + 4病院
TG-2	放射線治療計画装置の不均質補正管理調査	郵送ファントム/HIPRAC + 4病院
TG-3	小線源標準計測法による管理調査	検討中/HIPRAC + 4病院
TG-X	新規タスク検討	検討中/HIPRAC + 4病院
事務局	窓口担当・データベース担当	HIPRAC
	ホームページ担当	
	解析・報告書作成	
	報告書審査委員会(技術支援WG会議)	
	報告書郵送担当	
	関係省庁への問い合わせ担当	広島県がん対策課

データの蓄積を開始した。本活動では、校正深による計測結果をTMR10で割り、線量最大深での出力値(cGy/MU)であるDMUに変換するのではなく、各施設の治療計画装置に登録されている校正深での絶対線量の設定値と実測結果を比較するという新しい試みを行っている。計測マニュアルを準備し、地域で統一の計測シートを使用することで、施設間の比較が容易になり、また治療計画装置の設定値と標準計測の結果比較を行うことで、各施設の治療計画装置の設定値確認が可能となり、より安心感の高い品質管理活動が可能となっている。図4に示すとおり、2018年10月現在、TG-1への参加施設は24施設、調査ビーム数85で、順調に増加している。TG-2として、放射線治療計画装置での線量計算の不均質補正において重要な役割を果たすCT値-密度変換テーブルの妥当性を第三者評価する方法について検討を始めている⁴⁾。これは、治療計画装置に関する第三者評価としては画期的な内容であり、2019年度から一般施設での第三者評価を開始する予定である。そのほか、2018年4月に日本医学物理学会より小線源標準計測法18⁵⁾が発表されたことを受けてTG-3：小線源標準計測法による管理調査を検討中であり、さらに、新規課題を検討するタスクグループTG-Xを立ち上げた。今後もさらに現場のニーズに合った幅広い物理・技術的品質管理

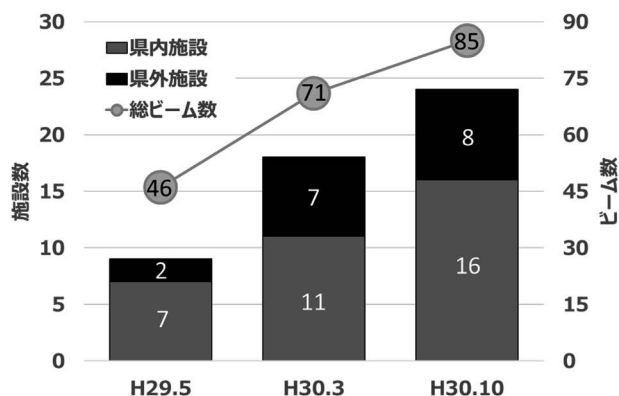


図4 ハイブラック技術支援ワーキンググループ活動(TG-1)への参加施設数および調査ビーム数

を行うことで、全国の施設に利用していただけるような第三者評価を実施する機関としての信頼性を高めたいと考えている。

6. 最後 に

ハイブラックでは、通常の放射線治療に加え、県内に粒子線治療施設が整備される場合の連携についても視野に入れながら、全国からの患者の受け入れなども検討する計画である。がん放射線治療を中心に県内のがん連携を構築する「広島モデル」が全国から注目されることを期待している。

参考文献

- 1) 広島県健康福祉局医療介護計画課：広島県地域医療再生計画，平成26年2月変更，<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/64/hiroshimakensintiikiiryouysaiseikeikaku.html>
- 2) 広島県ホームページ：広島がん高精度放射線治療センターの状況（平成27年10月～平成30年9月），<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/site/kouseido/hiprac-patient.html>
- 3) 日本医学物理学会：外部放射線治療における水吸収線量の標準計測法（標準計測法12），通商産業研究社，2012年9月
- 4) Nakao M, Ozawa S, Yamada K, et al.: Tolerance levels of CT number to electron density table for photon beam in radiotherapy treatment planning system. J. Appl. Clin. Med. Phys. 19, 271-275.
- 5) 日本医学物理学会：密封小線源治療における吸収線量の標準計測法（小線源標準計測法18），通商産業研究社，2018年4月

(文責：小澤修一，山田 聖，岩波由美子，
権丈雅浩，辻 和夫，永田 靖)

書評

『画像・情報処理』

編著者：尾川浩一

監修：日本医学物理学会

発行所：国際文献社

発行日：2018年2月25日



今日、画像および情報技術は目紛しい発展を続けており、われわれの生活において、とても密接な存在である。日常生活の中でも日々、テレビを通してさまざまな画像情報が入ってきて、また携帯電話やパソコンを介してインターネット上からもさまざまな最新情報を瞬時に入手できるとても便利な世の中になっている。これらはすべて画像および情報処理の技術革新の賜である。この画像・情報処理の技術はさまざまな分野で利用され、今日ではなくてはならない存在となっている。特に医療の分野では、X線CT, MRI, 核医学、超音波等の画像再構成の技術、画像解析、そして、診断および治療の応用イメージングとして重要な役割を担っている。また、病院情報システムも年々右肩上がりの普及を示し、今日の医療において必要不可欠な存在となっている。

さまざまな分野で利用されている画像および情報処理の技術は、技術的な進歩による学問領域の拡張のために、多様で幅広い内容を含んでいる。このため今日では、この学問領域を体系的に学ぶことは難しくなっている。そこで体系的に、そして、効率よく学習することが可能な本書『画像・情報処理』を紹介する。本書の執筆者はその分野でご活躍されている先生方であり、各章において基礎的な内容から最新の技術まで取り入れたとても充実した内容となっている。以下、僭越ながら各章について概説する。

第1章の「情報理論」は、概論の説明からはじまり、情報理論の本質的な部分をやさしく解説した内容となっている。この情報理論を創始したのはクロード・エルウッド・シャノンであり、曖昧な概念であった情報というものを数量的に取り扱えるように定義し、新たな学問体系を構築した。この情報理論は情報の伝送課程を確率モデルを用いて、統一的に議論し、情報伝送の普遍的な指針を与える理論であり、この理論がなければ今日のようにデジタル通信に関する技術は進歩していなかったであろう。この章は信号処理をはじめ、さまざまな領域で用いられる重要な内容が記載されている。第2章の「信号理論」は、はじめに信号そのものについての考え方や枠組みが説明され、信号処理の大きな柱となるサンプリング定理、高速フーリエ変換、パワースペクトルの推定、そして、FIRフィルタの設計について、わかりやすく解説されている。第3章の「画像工学」は、本書の中で最も内容が豊富となっている。画像の周波数解析や圧縮技術等で利用される1次元の直交変換（フーリエ変換、コサイン変換等）

の解説からはじまり、画像の直交変換へとスムーズに理解ができるように順序立てて詳細に解説されている。そして、画像の強調、修復、解析、圧縮、画像のレジストレーション技術が、どのように利用されているのかが詳細に述べられている。また、本章の後半ではパターン認識の技術が紹介され、近年さまざまな領域で話題となっている人工知能（AI）で最も利用されている深層学習の技術についてAI技術の無限の可能性、背景、そして今後の展望について述べられている。また画像再構成については姉妹書である『診断物理学』および『核医学物理学』の中で解説されているため、そちらを参照されたい。第4章の「医療情報学」は、コンピュータとネットワークの飛躍的な技術の進歩により、病院内の業務のみならず患者様へのサービスに影響を与えるとても重要な技術である。病院内では、医師、看護師、診療放射線技師、薬剤師、検査技師、そして、医学物理士といった、それぞれの専門性をもった職種の医療従事者がお互いに情報を交換しながら診断および治療を行っている。この多様な医療従事者間の情報交換を支援するシステムが病院情報システム（HIS）である。本章ではHISの中核を担っているオーダーエントリーシステム、電子カルテシステム、医事会計システムの概説について述べられ、基盤となる制度、業務、運用に照らし合わせながら詳しく述べられている。さらに病院の外へ広がる情報サービスである遠隔医療、そして、病院情報システムの安全性を担保するための情報セキュリティ対策についても触れられ、わかりやすく解説されている。

本書は画像と情報処理を理解するために必要な基礎知識および最新の技術を体系的に網羅した内容となっている。診療放射線技師、医学物理士はもとより、放射線分野を目指す大学院生および学部生にお薦めしたい1冊である。また、本書と合わせて、尾川浩一先生が編集委員長を務め、数多くの著名な先生方が執筆された日本医用画像工学会監修の『医用画像工学 ハンドブック』もお薦めしたい1冊である。このハンドブックは777ページと内容が充実していて、とても読み応えのある内容となっている。

最後に第4章「医療情報学」をご執筆くださった稲邑清也先生にご生前のご厚情に深く感謝するとともに故人のご功績を偲び謹んで哀悼の意を表します 合掌

評者：乳井嘉之（首都大学東京健康福祉学部放射線学科）

◆ ◆ ◆ 編 集 後 記 ◆ ◆ ◆

本号（「医学物理」第38巻3号）発刊にあたりまして、お忙しいなかご執筆いただいた著者の方々に感謝いたします。本号では近年話題となっているRadiomics 特徴量に焦点を当て、東京大学医学部附属病院の仲本宗泰先生に解説いただきました。Radiomics 特徴量と機械学習あるいは深層学習は関係が深いテーマです。機械学習については第36巻1号で特集を組んでいます。あわせてご参照いただければと思います。今後も時代の最先端あるいは話題のテーマを取り上げていきたいと考えています。その他、前号に引き続き書評、施設紹介、国際学会参加記の記事も掲載しております。本号が会員の皆様の臨床・研究・教育の一助になると幸いです。

編集委員会の方針として年4回の定期刊行を目指すことになりました。本号を含め、今後発刊ペースの調整をしていきます。原稿の集まり状況によりませんが、ページ数や内容量が号ごとに異なることも想定されます。極力そのような事態を避けるように尽力してまいります。ご了承ください。本誌の充実には会員の皆様のご協力が不可欠です。今後とも一層のご支援を賜りますようお願い申し上げます。

（編集委員 橋本成世）

Japanese Journal of Medical Physics

Editorial Board

T. Hasegawa (Chief)
M. Akimoto
F. Araki
N. Kanematsu
R. Kohno
S. Sato
S. Sugimoto
Y. Takahashi
A. Nohtomi
M. Hashimoto
T. Fujisaki
T. Magome
N. Matsufuji
S. Minohara
T. Yamamoto
H. Watabe

JSMP Secretariat:

c/o International Academic Publishing, Co., Ltd., 358-5
Yamabukicho, Shinjuku-ku, Tokyo 162-0801, Japan
TEL: 03-5389-6234 FAX: 03-3368-2822

JSMP Editorial Office:

c/o International Academic Publishing, Co., Ltd., 4-4-19
Takadanobaba, Shinjuku-ku, Tokyo 169-0075, Japan
TEL: 03-5389-6492 FAX: 03-3368-2830

ISSN: 1345-5354

Japanese Journal of Medical Physics [JJMP] is published four times per annual volume by the Japan Society of Medical Physics.

JJMP is indexed in Index Medicus and MEDLINE on the MEDLARS system.

医 学 物 理

編集委員長

長谷川智之（北里大学）

編集委員

秋元 麻未（倉敷中央病院）
荒木不次男（熊本大学）
兼松 伸幸（放射線医学総合研究所）
河野 良介（放射線医学総合研究所）
佐藤 清香（エレクトラ（株））
杉本 聡（順天堂大学）
高橋 豊（大阪大学）
納富 昭弘（九州大学）
橋本 成世（北里大学）
藤崎 達也（茨城県立医療大学）
馬込 大貴（駒澤大学）
松藤 成弘（放射線医学総合研究所）
蓑原 伸一（神奈川県立がんセンター）
山本 徹（北海道大学）
渡部 浩司（東北大学）

公益社団法人日本医学物理学会事務局：

〒162-0801 東京都新宿区山吹町358-5
（株）国際文献社内
TEL: 03-5389-6234 FAX: 03-3368-2822

公益社団法人日本医学物理学会編集事務局：

〒169-0075 東京都新宿区高田馬場4-4-19
（株）国際文献社内
TEL: 03-5389-6492 FAX: 03-3368-2830

ISSN: 1345-5354

本誌は年1巻とし、1号、2号、3号及び4号として発行します。

本誌の研究論文、資料、特集のレポート等はMEDLINEで検索できます。

賛 助 会 員 名

エ レ ク タ 株 式 会 社	東 洋 メ デ ィ ッ ク 株 式 会 社
株 式 会 社 応 用 技 研	長 瀬 ラ ン ダ ウ ア 株 式 会 社
加 速 器 エ ン ジ ニ ア リ ン グ 株 式 会 社	株 式 会 社 日 立 製 作 所
住 友 重 機 械 工 業 株 式 会 社	ユ ー ロ メ デ ィ テ ッ ク 株 式 会 社
株 式 会 社 千 代 田 テ ク ノ ル	公 益 社 団 法 人 日 本 生 体 医 工 学 会
株 式 会 社 通 商 産 業 研 究 社	

目 次

技術報告

ポアソン分布に従う投影データに対するカイ二乗統計最小化による
逐次近似画像再構成法の誤差評価

篠原広行, 橋本雄幸 113

解 説

Radiomics 入門

仲本宗泰, 芳賀昭弘, 高橋 渉 129

国際学会参加記

WC2018

深堀麻衣 135

施設紹介

広島がん高精度放射線治療センターの活動について

小澤修一, 山田 聖, 岩波由美子, 権丈雅浩, 辻 和夫, 永田 靖 138

書 評

『画像・情報処理』

乳井嘉之 141

編集後記 142

【複写される方へ】

本誌に掲載された著作物を複写したい方は, (社) 日本複写権センターと包括複写許諾契約を締結されている企業の方でない限り, 著作権者から複写権等の行使の委託を受けている次の団体から許諾を受けて下さい。

〒107-0052 東京都港区赤坂9-6-41 乃木坂ビル3階 一般社団法人 学術著作権協会
FAX: 03-3475-5619 E-mail: info@jaacc.jp

著作物の転載・翻訳のような, 複写以外の許諾は, 直接本会へご連絡下さい。

定価 2,000円