# 骨 **SPECT** で信号位置と収集時間の違いが 検出能に与える影響

宿野部星了  $^{1,6)}$  昆野 真夕  $^{2)}$  前川なるみ  $^{3)}$  藤井 寧々  $^{4)}$  木村 桃花  $^{5)}$  山本 裕樹  $^{1,7)}$  細川 翔太  $^{1)}$  高橋 康幸  $^{1)}$ 

- 1) 弘前大学大学院保健学研究科放射線技術科学領域
  - 2) 栗原市立栗原中央病院
    - 3) 岩手県立中部病院
    - 4) 岩手県立二戸病院
  - 5) IA 北海道厚生連帯広厚生病院
  - 6) 現 青森県立中央病院放射線部
- 7) 現 弘前大学医学部附属病院医療技術部放射線部門

The Effects of Signal Location and Acquisition Time on Detectability

Seiryo Shukunobe<sup>1,6)</sup>, Mayu Konno<sup>2)</sup>, Narumi Maekawa<sup>3)</sup>, Nene Fujii<sup>4)</sup>, Momoka Kimura<sup>5)</sup> Hiroki Yamamoto<sup>1)</sup>, Shota Hosokawa<sup>1)</sup> and Yasuvuki Takahashi<sup>1)</sup>

- 1) Hirosaki University Graduate School of Health Science
  - 2) Kurihara Central Hospital
  - 3) Iwate Prefectural Chubu Hospital
  - 4) Iwate Prefectural Ninohe Hospital
  - 5) Obihiro Kosei General hospital
  - 6) Aomori Prefectural Central Hospital
    - 7) Hirosaki University Hospital (article received : Oct 25, 2022)

## Summary

Bone single-photon emission computerized tomography (SPECT) is used to clarify the anatomical position and distribution of an abnormal accumulation by whole-body image of bone scintigraphy. In the skeleton, bone tumors may located from the superficial to deep bone areas. In this study, we investigated the effects of differences in signal depth on signal detectability. SPECT images were reconstructed by placing positive signals at one point each in the central, deep, and shallow parts of the quality assurance phantom. The stability of image quality, ROC analysis and image classification of deep learning were evaluated. The signal to BG ratio was 6:1. The %Contrast was stable at 6 minutes and the background variability was stable at 7 minutes or more. In the ROC analysis, the signal was accurately recognized if the acquisition time was at least 7 minutes. The accuracy rate of classification was 78.9% before image correction and 91.7% after image correction. The difference in the presence or absence of image correction was improved, especially in the deep signal and the center signal after the correction. Moreover, the background variability was stable even if the acquisition time was several minutes. In bone SPECT, our findings suggest that detectability was different depending on the depth of the bone tumor.

Key words: Bone SPECT, "Contrast, Background variability, ROC analysis, Deep Learning

#### 1. 緒言(はじめに)

骨シンチグラフィは、リン酸化合物に 99mTc を標識した <sup>99m</sup>Tc-hydro methylene diphosphonate (HMDP), <sup>99m</sup>Tc-methylene diphosphonate (MDP) を用いて原発性骨腫瘍や悪性腫瘍の骨転移の診 断などに利用されている<sup>1)</sup>。近年、導入されるガ ンマカメラは X 線 CT 組合わせ型 (single photon emission computed tomography/X-ray computed tomography, 以下 SPECT/CT) が一般的になり, SPECT/CT における X 線 CT 画像と SPECT 画 像による重ね合わせ画像は解剖学的情報と集積 部位がより明確になり診断精度が向上する<sup>2,3)</sup>。 Palmedo らは、転移性骨腫瘍病変の広がりの決 定において SPECT/CT を用いることで 34.6% 精度が向上したことを報告している4)。また. SPECT/CT 画像を全身像に加えることの有用性 があきらかになり、近年では各種の定量化が試み られている<sup>5,6)</sup>。 定量化の1つに日本メジフィジッ クス株式会社が開発し、株式会社 AZE より発売 されている GI-BONE では、骨 SPECT 画像から standardized uptake value (SUV) を算出すること が可能になっている<sup>7)</sup>。この SUV は、溶骨性骨 転移の治療途中で集積が亢進するフレア現象や骨 転移の経過観察などにも利用されている<sup>8,9)</sup>。

また、近年は深層学習を利用した医用画像の研究が進んでおり、一部では応用が始まっている。骨シンチグラフィにおいては、PDR ファーマ株式会社より BONENAVI が発売されており、人工ニューラルネットワークによる診断支援や Bone Scan Index による骨転移の定量化が可能になってきている $^{8}$ 。そのほかにも、大規模データベースを用いた脳血流 SPECT 画像における深層学習の研究など核医学分野においても研究は年々盛んになっている $^{10}$ 。

さて、骨 SPECT 撮像の標準化に関するガイドライン 1.0 (以下、ガイドライン) では、骨 SPECT に求められる病変の陽性描出能を担保するための評価方法が示されており<sup>11)</sup>、NEMA IEC body ファントム (以下、body ファントム) を用いた評価によって描出能のボトムラインを 17 mm としている。body ファントムは体幹部の 腫瘍を、骨 SPECT 評価用ファントム <sup>12,13)</sup> では、

椎体の腫瘍を模擬して深さや位置を精度良く再現している。しかし、骨腫瘍は頭蓋骨や肋骨の浅部に発生する場合や椎体や骨盤など深部の場合もある。SPECT 画像は、被検体の体内から放出されるガンマ線を投影データにより画像再構成され、断層像として得られるものでその投影データは体内での減弱により25~50%減少する<sup>1)</sup>。特に深部からのガンマ線は浅部に比べ収集カウントが低下するが、ガイドラインでは深さ方向の違いによる描出能は考慮されていない。そのため、ガイドラインで検証された撮像時間を用いた場合、腫瘍の位置により正確に描出できない可能性がある。

本研究では、骨 SPECT における信号位置・収集時間の違いが検出能に与える影響について、%コントラスト・バックグラウンド変動性を用いた物理評価、ROC(Receiver Operating Characteristic)解析を用いた視覚評価、深層学習を用いた画像分類評価により検討した。収集時間を変化させたときの深さ方向における信号の検出能を比較し、各深さでの必要となる最低収集時間を求めた。

### 2. 方 法

#### 2-1. 収集処理条件およびファントム

SPECT 装置は、NM/CT 860 (GE ヘルスケア・ ジャパン株式会社製)を使用し、コリメータは low energy high resolution and sensitivity  $\exists \ \ \ \ \,$   $\ \ \,$   $\ \ \,$   $\ \ \,$   $\ \ \,$   $\ \ \,$ を装着した。SPECT 収集条件は、本装置で実際 に撮像する際の条件を参考にしてエネルギーウィ ンドウはメインウィンドウ 140 keV ± 10%, サブ ウィンドウ 120 keV ± 5.0% とし、マトリックス サイズは 128×128、ピクセルサイズは 4.42 mm、 拡大率は1倍で、サンプリング角6度の60投影方 向とし、円軌道、回転半径 250 mm、収集時間は 1回転1分の30連続反復回転とした。画像再構成 は Xeleris4 DR (GE ヘルスケア・ジャパン株式会 社製)を使用し、前処理フィルタは Butterworth Filter で order 10. カットオフ周波数 0.6 cycles/ cm で、subset 10、iteration 6 とする ordered subset expectation maximization 法である。また画像補 正処理として、散乱線補正に dual energy window subtraction 法. 減弱補正にCT-based attenuation correction 法 (120 keV, Auto 10-200 mA, Noise

Index 35, Pitch 1.675, Rotation time 0.98 sec), 分解能補正に collimator broad correction 法の3つを施した。なお、本研究において開示すべき利益相反事項はない。

ファントムは、SPECT 用性能管理ファントム JS-10型(京都科学社製)を使用した。直径 15 mm の円柱信号容器をファントムの中心部(深さ 125 mm),深部(深さ 60 mm),浅部(深さ 25 mm)の 3 点に配置した(**Fig. 1**)。なお,ファントムの上部 20 mm はバックグラウンドのみの部分が設けられる。ガイドラインより,骨腫瘍(信号)と正常骨(バックグラウンド)の放射能濃度比は平均  $3 \sim 7$  とされていることから,信号:バックグラウンドは 6:1 とし,それぞれ 18.0 kBq/mL,108.0 kBq/mLの 99mTcO4 を封入した 11 。なお,ファントム実験は 3 回収集した。信号の検出能は,%コントラストとバックグラウンド変動性による物理評価,Receiver Operating Characteristic (以

下,ROC)による視覚評価,深層学習を用いた画像分類の評価にて行った。

#### 2-2. 評価方法

#### 2-2-1. %コントラスト

物理評価は、Prominence Processor Version 3.1 (核医学画像処理技術カンファレンス)を使用した。%コントラストとバックグラウンド変動性はガイドラインの方法を参考に ROI (Region of Interest)を信号とバックグラウンドに設定し平均画素値を測定の上、①、②式より算出した。信号は、15 mm の円柱信号が最も明瞭に描出されるスライスに直径 15 mm の円形 ROIを置き、平均画素値を算出した。バックグラウンドは、15 mm 円柱信号が最も明瞭に描出されるスライスを中心として前後2スライス、計5スライスそれぞれに15 mm の円形 ROIを置き、計60個の平均画素値と標準偏差を測定した(Fig. 2)。評価は収集時間1分毎のデータを用いて行った。

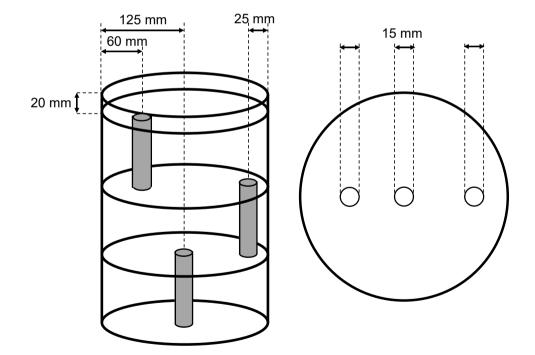


Fig. 1 SPECT quality assurance phantom with positive signal (left: overview, right: seen from above)

SPECT images were reconstructed by placing positive signals at one point

each in the central, deep, and shallow parts of the quality assurance phantom. The background area was the upper 20 mm of the phantom.

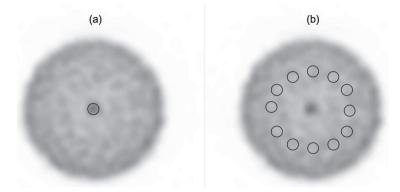


Fig. 2 Disposition of ROI (a: %Contrast, b: background variability)
Based on the guideline method, ROI was set to signal and background and average pixel value were measured.

%コントラスト

=  $\{(CH/CB) - 1\} / \{(AH/AB) - 1\} \times 100 \ (\%)$ 

CH:信号に対する ROI 内の平均画素値

CB:バックグラウンドの ROI 内の平均画素値

AH:信号の放射能濃度 [Bq/mL]

AB:バックグラウンドの領域の放射能濃度 「Bg/mL]

バックグラウンド変動性

 $= (SDB/CB) \times 100 (\%) \cdots (2)$ 

SDB: バックグラウンドの ROI 内の画素値の標準偏差

CB:バックグラウンドの ROI 内の平均画素値

#### 2-2-2. 視覚評価

視覚評価実験は、核医学担当放射線技師 8 名で実施した(経験年数:19.9±10.7年、核医学専門技師 4 名含む)。観察者には事前に実施目的から結果の使用までを説明し、同意を得た。評価方法は「信号がある」、「多分信号がある」、「どちらとも言えない」、「多分信号がない」、「信号がない」の5段階評価にて行った。ROC実験の前には読影トレーニングを行い、実験中に疲れた場合は休憩も可能であることを説明した。使用した画像は画像補正処理を施した収集時間1,2,3,4,5,6,7,10分それぞれで、中心部、深部、浅部の信号がある断面5枚ずつ、信号のない断面5枚の合計160枚である。さらに、画像の角度を0°,90°,180°,270°にランダムに回転させ、特定の位置に

信号がないようにした。ROC 解析ソフトウェアはフリーソフト EZR <sup>14)</sup> を用い、統計的有意差検定の Delong 検定(有意水準 5 %)を行うことで各信号位置での検出能の比較を行った。なお、本研究の倫理申請については、当施設の倫理委員会にて審査対象外と判断された。

#### 2-2-3. 深層学習による評価

深層学習のソフトウェアは Neural Network Console (Sony 社製) で、収集時間1~30分の 画像補正処理を施した画像(中心部・深部・浅 部信号各180枚、信号なし60枚)と加えてない もの600枚の計1.200枚を用いて画像分類を行っ た。ここで、画像回転などによる画像データの Augmentation は行っていない。畳み込みニューラ ルネットワークの構造は、AlexNet を参考にして 5つの畳み込み層、3つのプーリング層、3つの全 結合層から構成した (**Table 1**) <sup>9,15)</sup>。畳み込み 層のカーネル.ストライドは3x3.1x1.プーリン グ層で 2x2、2x2 とし、Dropout の確率は50%とし た。また、Table 1 に記載のない設定値は Neural Network Console の推奨設定を利用した。エポッ ク数は50とし、バッチサイズ50、学習率0.001、 最適化手法は Adam とした。物理評価、視覚評価 の結果より、収集時間6~30分の画像補正処理を 施した画像500枚を学習データ (training data) 400 枚, テストデータ (test date) 100枚の4:1とし て5分割交差検証を行った。なお、学習データと テストデータにおける各信号位置の画像枚数比が 同じになるようにデータセットの分割を行った。 評価指標は正解率 (Accuracy), 適合率 (Precision),

Table 1 Architecture of Convolutional Neural Network

	Output	Kernel Shape	Strides
Input	1, 128, 128		
Convolution	16, 128, 128	3, 3	1, 1
ReLU	16, 128, 128		
BatchNormalization	16, 128, 128		
MaxPooling	16, 64, 64	2, 2	2, 2
Convolution2	16, 64, 64	3, 3	1, 1
ReLU2	16, 64, 64		
BatchNormalization2	16, 64, 64		
MaxPooling2	16, 32, 32	2, 2	2, 2
Convolution3	16, 32, 32	3, 3	1, 1
ReLU3	16, 32, 32		
Convolution4	16, 32, 32	3, 3	1, 1
ReLU4	16, 32, 32		
Convolution5	16, 32, 32	3, 3	1, 1
ReLU5	16, 32, 32		
MaxPooling3	16, 16, 16	2, 2	2, 2
Affine	100		
ReLU6	100		
Dropout	100		
Affine2	100		
ReLU7	100		
Dropout2	100		
Affine3	4		
SoftmaxCrossEntropy	1		

再現率 (Recall), F値 (F-measure) とした。

実験環境は、central processing unit (CPU): Intel<sup>®</sup> Core<sup>TM</sup> i7-10700K @3.80GHz、メモリ: 32 GB、graphics processing unit (GPU): NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti、operating system (OS): Windows 10 である。

#### 3. 結果

#### 3-1. 物理評価

ファントム実験にて得られた画像の一部を画像 補正処理前後(以降,補正前または補正後)に分けて Fig. 3 に示す。また,各陽性信号の収集時間と%コントラスト,バックグラウンド変動性の 関係を Fig. 4 に示す。

%コントラストについて、補正前の浅部信号は中央信号、深部信号に比べ2倍以上であり、またすべての信号は収集時間の増加に伴い6分以上で値の変動が5%未満となった。収集時間6分での%コントラストは、中心信号で9.3%、深部信

号で12.7%,浅部信号で31.5%である。一方,補正後は補正前に比べすべての信号で%コントラストが上昇し、8分以降で値の変動が5%未満となった。特に中心信号,深部信号で10%以上の値の上昇がみられた。

バックグラウンド変動性について、補正前は収集時間が10分以上、また補正後では収集時間7分で値の変動が5%未満となった。

#### 3-2. 視覚評価

Fig. 3 では、収集時間の増加と供にいずれの信号も明瞭に描出され、また画像処理後では信号を除く SPECT 像全体の平坦化が観察できた。

ROC 曲線について、中心信号を Fig. 5、深部信号を Fig. 6、浅部信号を Fig. 7に示す。中心信号における Area under the curve (AUC) は 1分において 0.455, 7分以降ではおおよそ 1に近い値を示し、収集時間の違いによる検出能に統計的有意差が認められた。次に深部信号では 4分、浅部信号では 2分以降に AUC が 1に近い値となり、

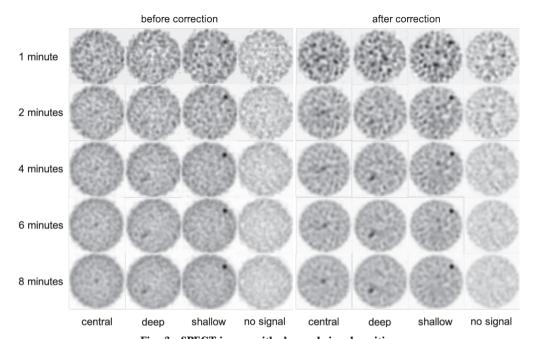


Fig. 3 SPECT image with changed signal position It appears difficult to identify the signal by setting the signal location deeply and decreasing the acquisition time.

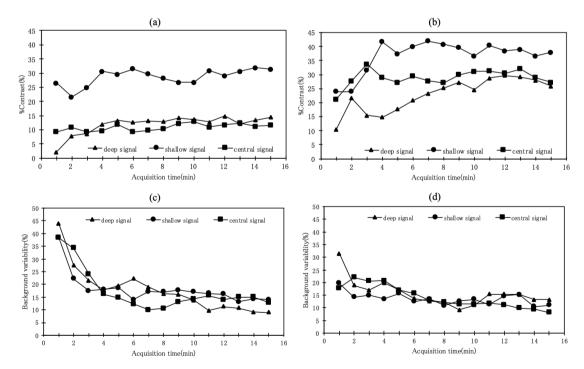


Fig. 4 Image quality of positive signal

- (a) %Contrast before image correction
- (b) %Contrast after image correction
- (c) Background variability before image correction
- (d) Background variability after image correction

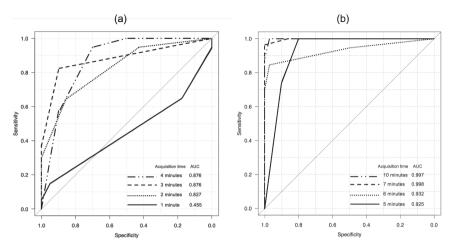
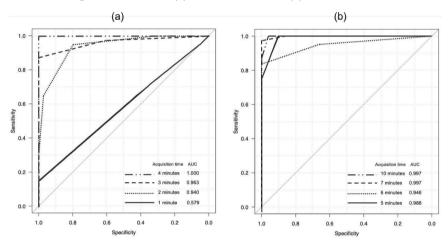


Fig. 5 ROC curve of central signal Acquisition time was (a): 1, 2, 3, 4 minutes, (b): 5, 6, 7, 10 minutes



 $\label{eq:fig. 6} Fig. \ 6 \quad ROC \ curve \ of \ deep \ signal \\ Acquisition \ time \ was \ (a):1,2,3,4 \ minutes, (b):5,6,7,10 \ minutes$ 

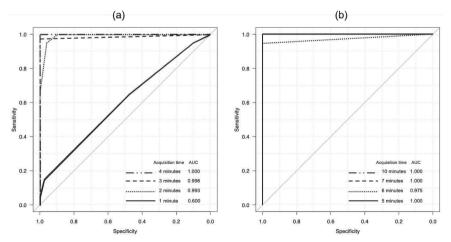


Fig. 7 ROC curve of shallow signal Acquisition time was (a): 1, 2, 3, 4 minutes, (b): 5, 6, 7, 10 minutes

どちらも収集時間の違いによる検出能に統計的有意差は1分以降から認められなかった。中心信号と比較して収集時間が短い場合でも AUC が高い値を示した。

#### 3-3. 深層学習による評価

物理評価 視覚評価の結果より 学習データと テストデータを収集時間6~30分の画像補正処理 を加えた画像500枚(中心部・深部・浅部信号各 150枚. 信号なし50枚) として. 5 分割交差検証 により中心、深部、浅部信号と信号なしの4分類 の精度を求めると正解率、適合率、再現率、F値 全て100%となった。次に学習データを収集時間 6~30分の画像補正処理を加えた画像、テスト データを1~5分の補正前160枚(中心部・深部・ 浅部信号各40枚、信号なし10枚)、補正後160枚(内 訳は補正前と同じ) それぞれについて中心 深部 浅部信号と信号なしの4分類の精度を求めた結果 を Table 2に示す。分類は学習と評価を10回行い、 評価値の平均を算出した。収集時間1~5分 補 正後の正解率は補正前と比較して12.8%高値を示 した。また、適合率、再現率、F値についても補 正後が高値を示した。

#### 4. 考 察

本研究では、骨 SPECT 画像において骨腫瘍を想定した信号位置の違いが検出能にどのように影響するかを評価した。物理評価、視覚評価、深層学習を用いた画像分類精度の評価より、収集時間が短く、信号位置が深いほど検出性が悪くなる傾向が見られた。骨 SPECT 評価用として、腰椎部分の体幹を模倣したものや胸部を模倣したものなど特定の部位を想定したファントムが研究・開発されている<sup>11)</sup>。信号位置を変化させた時の検出能を検証する際、信号の深さを浅部から中心部まで5段階に設定可能な JS-10 ファントムは大いに有用であると考えられる。

%コントラストについて、画像補正処理を施すこ とでどの信号位置においても値が上昇し、特に中 心、深部信号で著しいものとなった。Zeintlらは、 OSEM, 散乱線補正, 減弱補正を用いた SPECT/ CT技術により、膀胱に焦点を置いた 99m Tc 放射 能濃度の絶対値での定量化の精度がファントムで 3.6%. 患者で1.1%以内であったと報告している<sup>16)</sup>。 今回は骨転移を想定したファントム実験を行った が、補正処理による検出能の向上が確認できた。 また、補正後について中心信号が深部信号より高 値を示したが、ROC 解析では深部信号の方が優 れていた。SPECT の減弱補正は光子の発生した 位置を推定できず、深さによって吸収が異なるた め、収集時間が短いほど精度良く補正ができな かったと考えられる17)。本研究では、中心部の領 域が過補正である可能性が考えられる。また円軌 道の収集であることから、深部信号にデータの歪 みが現れ、結果として ROC 解析では中心信号よ りも優れていたと推測される。近年 Zacho ら<sup>18)</sup> は ultra-fast acquisition SPECT/CT による収集時間 3分の全身骨シンチグラフィが有用であると報告 している。本研究のROC解析より、浅部の信号 における SPECT/CT を超短時間収集で取得でき る可能性は大いにあると考えられる。しかしなが ら深部. 中心部の信号においては収集時間3分で は十分とは言えず、骨転移症例を分類し検証する 必要があると考えられる。

本研究における深層学習を用いた画像の分類精度は、収集時間1~5分の補正後の画像で正解率91.7%、補正前で78.9%を示した。今回は、分類に使用した画像の特徴が類似した画像を使用した基礎的検討を行ったため高い分類精度を得ることができたと考えられる。補正後、収集時間6分以上の分類精度は100%で視覚評価の結果と同等以上の結果が得られた。異なる分類結果を得た画像は、ROC解析の結果と同様に減弱の影響を受け

Table 2 Result of classification using deep learning

training data	test data	Accuracy(%)	Precision(%)	Recall(%)	F-measure(%)
6-30 minutes after image correction		$91.7 \pm 3.7$	$91.1 \pm 4.2$	88.7 ± 7.1	$88.8 \pm 6.2$
6-30 minutes after image correction		$78.9 \pm 4.2$	$77.0 \pm 6.1$	$76.9 \pm 7.0$	$74.1 \pm 7.0$

たこと、収集時間の不足が原因で分類を誤ったと 考えられる。また、本来は収集時間6分未満につ いて1分毎の分類精度を求め視覚評価の結果と比 較を行う予定であったが、得られた画像枚数に限 界があり、実施できなかった。

今回,我々はガイドラインの判定基準の根拠に準拠して15 mmの円柱容器を認識可能となる収集時間を決定した<sup>11)</sup>。中心信号について,ROC解析による視覚評価より最低7分の収集時間があれば信号を識別可能であると考えられる。また,視覚的に評価できた収集時間での%コントラストは27.7%,バックグラウンド変動性は15.7%であった。深部信号は,最低4分の収集時間が必要であると考えられ,この収集時間での%コントラストは14.7%,バックグラウンド変動性は15.7%であった。浅部信号は,最低2分の収集時間が必要であると考えられ,この収集時間での%コントラストは24%,バックグラウンド変動性は14.2%であった。

本研究では IS-10 ファントムを使用したため、 本来ガイドラインで設定されたボトムライン 15 mm の円柱容器を用いて実施した。前者と比 較して、容器のサイズだけでなく部分容積効果の 出方にも影響すると考えられるため、 ガイドライ ンで示されている%コントラスト11%以上、バッ クグラウンド変動性10%未満という判定基準と厳 密に比較することはできなかった<sup>11)</sup>。本研究で 使用したファントムでは、 補正後についてどの信 号位置においても収集時間2分以上で%コントラ スト11%を満たしていた。なおバックグラウンド 変動性は、収集時間10分以上でも10%を下回るこ とはほとんどなかった。描出能が不十分な場合の 逐次近似画像再構成条件(更新回数)がガイドラ インに示されている<sup>11)</sup>。更新回数を大きくするこ とで%コントラスト、バックグラウンド変動性は 増加し、ガイドラインの判定基準値に相当する更 新回数は40~80とされている。%コントラスト が収集時間2分以降で基準値を十分に満たしてい ることから、本研究では更新回数を40~50と小 さくすることが必要であると考えられる。

骨シンチグラフィは、全身画像を基本として行われることが多く SPECT にかけられる時間は一般的に $10\sim15$ 分と言われている $^{2)}$ 。本研究結果は、

どの信号位置においてもその時間内で病変を十分 描出可能であると示された。なお、本研究はファントムを使用した限られた条件での検討であり、 各施設で検証する必要があると考えられる。陽性 描出能は装置や収集条件などさまざまな因子に影響されるため、今後臨床データを用いた評価も進めていく必要がある。

#### 5. 結 論

骨シンチグラフィにおいて、信号位置の違いによる検出能の影響は収集時間が短いほど顕著に現れ、特に中心、深部信号での変化が大きかった。どの位置においても信号を認識するためには、最低  $6 \sim 7$  分の収集時間が必要であると示された。

#### 引用文献 (references)

- 1) 小野口昌久,阿部真治,片渕哲朗,他. 核医学技術 総論. 山代印刷株式会社,2016;第3版:311-317
- 2) 増田安彦, 川渕安寿, 片渕哲朗, 他. 臨床に役立 つ基準画像の収集・処理・表示・出力のポイン ト. 核医学技術 2008; **28**(1): 35-43
- Zhen Z, Lin L, Fanglan L, et al. Single Photon emission computed tomography/spiral computed tomography fusion imaging for the diagnosis of bone metastasis in patients with known cancer. Skeletal Radiol 2010; 39(3): 147-153
- 4) H Palmedo, C Marx, A Ebert, et al. Whole-body SPECT/CT for bone scintigraphy: diagnostic value and effect on patient management in oncological patients. Ann Nucl Med 2014; 41(1): 59-67
- Ritt P, Vija H, Hornegger J, et al. Absolute quantification in SPECT. Eur J Nucl Med Mol Imaging 2011; 38(1): S69-S77
- Bailey DL, Willowson KP. Quantitative SPECT/ CT: SPECT joints PET as a quantitative imaging modality. Eur J Nucl Med Mol Imaging 2014; 41(1): S17-S25
- 7) 山本泰司. 骨 SPECT 定量のエビデンス構築に向けた技術的課題. 核医学技術 2016:36(1):61-68
- 8) 立石宇貴秀. 画像ソフトウェアを活用した骨転移 の画像診断. 腫瘍内科 2016; **18**(4): 282-288
- 9) 所谷亮太郎,上田一雄,久米利明,他. 改善された空間分解能を有する定量的 SPECT を用いた正常骨 SUV 評価の検討. 核医学技術 2017:**37**(3): 201-210
- 10) 上部星雄, 山本泰司, 矢田伸広, 他. シミュレー ションデータを用いたディープラーニングによる

#### 骨 SPECT で信号位置と収集時間の違いが検出能に与える影響(宿野部、他)

- 脳血流 SPECT 統計解析画像の血流低下パターン の分類精度、日放技学誌 2021; **77**(6): 581-588
- 11) 三輪建太, 松友紀和, 市川 肇, 他. 骨 SPECT 撮像の標準化に関するガイドライン 1.0. 核医学 技術 2017; **37**(4):517-530
- 12) 市川 肇, 三輪建太, 松友紀和, 他. 骨等価溶液 を用いた骨 SPECT 評価用ボディファントムの開 発. 日放技学誌 2015:**71**(12):1235-1240
- 13) 市川 肇, 加藤豊大, 島田秀樹, 他. 新しい骨シンチグラフィ評価用胸部ファントムを用いた検出 能の評価. 核医学技術 2017: **37**(3): 229-238
- 14) Y Kanda. Investigation of the freely available easy-to-use software 'EZR' for medical statistics. Bone Marrow Transplantation 2013;  $\mathbf{48}(3)$ : 452–458
- 15) 大島あみ、神谷直希、篠原範充. AlexNet を用い

- たマンモグラフィ画像における乳腺濃度の自動分類. 医用画像情報学会雑誌 2019; **36**(2): 59-63
- 16) Zeintl J, Vija AH, Yahil A, et al. Quantitative accuracy of clinical 99mTc SPECT/CT using orderedsubset expectation maximization with 3-dimensional resolution recovery, attenuation, and scatter correction. J Nucl Med 2010; 51(6): 921–928
- 17) 藤埜浩一, 櫻井 実, 石黒雅伸, 他. SPECT/ CT における CT の適正使用に関するガイドライン. 核医学技術 2017: **37**(4): 531-562
- 18) Zacho HD, Biurrun M JA, Ramune A, et al. Three minutes SPECT/CT is sufficient for the assessment of bone metastasis as add-on to planar bone scintigraphy. EJNMMI Res 2017; 7(1): 1