原著

論文受付
2019年9月25日

論文受理
2020年4月14日

Code Nos. 121
1000

テキストマイニングによる放射線技術学の研究動向調査

谷川原綾子^{1,2} 小笠原克彦²

¹ 北海道科学大学保健医療学部

² 北海道大学大学院保健科学研究所

緒言

研究の発展のためには、迅速で的確に研究動向を把握できることが不可欠である¹⁾。平成18年3月に文部科学省科学技術・学術審議会学術分科会 学術研究推進部会において、「近年の学術研究の動向把握及び分析」を行うことが決定され、これまで、日本学術振興会から人文学や社会科学などの複数分野における学術動向調査研究報告が公開されてきた。「平成29年度学術研究動向等に関する調査研究 報告概要」²⁾における医歯薬学領域の調査では、ケミカルバイオロジーやゲノムなどの基礎医学から、創薬化学、消化器内科学分野や脳神経外科分野などの臨床医学に関する報告

が掲載されており、放射線技術学に関する報告は存在しなかった。学術論文においても神経内科³⁾や薬学分野⁴⁾にて研究動向が調査されているが、放射線技術学の研究動向に触れた報告はほとんど存在しない。放射線技術学分野でも研究動向を調査することで、今必要とされている研究内容や、進展が期待される研究内容を把握することが可能となり、加えて、研究者に向けた今後の研究の指針となり、放射線技術学の発展に寄与する情報となり得ると考えている。

先行研究^{3,4)}ではテキストマイニングによる研究動向の調査が行われていた。テキストマイニングは、大量の文書データから単語を取り出して、統計解析によ

Investigation of Research Trends in Radiological Technology Using Text Mining

Ayako Yagahara^{1,2*} and Katsuhiko Ogasawara²

¹ Faculty of Health Sciences, Hokkaido University of Science

² Faculty of Health Sciences, Hokkaido University

Received September 25, 2019; Revision accepted April 14, 2020

Code Nos. 121, 1000

Summary

The purpose of this study was to investigate the trends of researches regarding radiological technology. We collected research papers published from 2007 to 2017 from Japanese Society of Radiological Technology (JSRT). After preprocessing, we performed morphological analysis using terminology from Japan Radiological Society, Japan Society of Medical Physics, and JSRT to extract technical terms. Furthermore, we calculated the Jaccard similarity coefficient to represent the similarity between two terms. This value ranged from 0 to 1, where 0 implied that the terms were completely dissimilar. Finally, in order to detect terms that characteristically appear in each year, we visualized co-occurring terms by using network diagrams. From the morphological analysis, 5471 technical terms were extracted. The most frequency term was “image” from 2007 to 2017. “Phantom” and “CT” were frequent terms after “image.” In addition, the number of research papers including “image,” “phantom,” and “CT” were increasing. For network analysis, the characteristic terms in 2007 were “filter” and “HU”; those in 2012 were “dimension,” “standard deviation,” and “artifact”; and those in 2017 were “PET,” “scattered ray,” and “collimator.” In conclusion, the highest interest research topic in radiological technology was “image,” and recently, there has been a tendency to be interested in topics related to nuclear medicine.

Key words: text mining, network analysis, research trend, radiological technology

*Corresponding author

Fig. 1 The number of published papers.

り有用な知見を取得するための分析手法である。大量の論文を、人手で1編1編分類を行い、特徴を検出することは、判断基準が評価者に依存してしまうデメリットがあるが、テキストマイニングによる定量的な分析は客観性を保つことができるため、研究結果の批判、検討、検証において議論が可能となると考える。放射線技術学の研究動向を明らかにするにあたり、放射線技術関連の論文誌として日本放射線技術学会雑誌を使用することが適切であると考えた。

そこで、本研究では、放射線技術学の動向を明らかにするために、テキストマイニングを用いて、日本放射線技術学会雑誌の解析を行った。

1. 方 法

分析対象は、2007年1月～2017年12月に出版された日本放射線技術学会雑誌に掲載された原著、ノート、臨床技術、速報、資料の全839編とした。これらの論文はJ-STAGEからPDF形式でダウンロードした。各年の論文出版数はFig. 1に示す。

解析手順は次のとおりである：①PDFファイルからテキストデータの抽出とクリーニング、②形態素解析、③統計処理。

まず①について、PDFファイルから、OCR(optical character recognition)を使用して、本文、出版年を抽出し、表形式にまとめた。次に、テキストデータのクリーニングとして、不要な空白や改行の削除、数式の削除、半角から全角へ変換を行った。

②について、テキストデータから放射線技術学に関する用語を抽出するために、形態素解析を行った。形態素解析とは、文章から文法ルールを使用して、最小の意味単位の単語(形態素)を抽出し、抽出された単語

それぞれに品詞情報を付与する処理である。この処理の中で、放射線技術学に関する用語を抽出するために、辞書データとして、日本放射線技術学会発行の放射線技術学用語集(1994年出版)と放射線技術学用語集・補遺編(2003年出版、2冊の用語集をまとめてJSRT用語集と表記する)^{5,6)}、日本医学放射線学会発行の電子放射線診療用語集(Japan Radiological Society: JRS用語集と表記する、調査年月日2019.9.13)⁷⁾、医学物理学会発行の医学物理学用語集(Japan Society of Medical Physics: JSMP用語集と表記する、調査年月日2019.9.13)⁸⁾を使用した。

③について、要約統計量として、専門用語の総数と各年における専門用語出現頻度を計数した。なお、各年における専門用語出現頻度は、各年の論文出版数で除算して正規化し、出現割合として算出した。

各年に出現する専門用語の特徴を可視化するために、共起ネットワークを作成した。共起とは、任意の文書中において、ある単語とある単語が同時に出現することであり、その指標を共起度という。本研究にて、共起度はJaccard係数を用いた。Jaccard係数は以下の式で表される。

$$\text{Jaccard 係数} = \frac{a}{F_1 + F_2 - a}$$

ここで、 a は出版年Aの論文の中で用語Bが含まれる文の数、 F_1 は出版年Aの論文に含まれる文の数、 F_2 は用語Bを含む文の数である。共起ネットワークはこの共起度をグラフにて可視化したものである。本研究においては、頻出200語を使用して共起ネットワークを作成した。形態素解析から共起ネットワークの作成までの作業はKH Coder⁹⁾を使用した。KH Coder

を使用した理由は次のとおりである：①フリーで公開されているため、容易に使用できる、②従来からテキストマイニングにて使用されている形態素解析器 Chasen や MeCab、統計解析とグラフィック環境を備えた R、データベースである MySQL が連携している、③②で示したソフトを使用するには、通常ソースコードや SQL 文を記述する知識が必要であるが、KH coder はパラメータ設定も含めマウスのクリックのみで操作でき、更に、必要に応じて独自のプラグインも追加できる、④ 1500 以上の研究で利用されている¹⁰⁾。

2. 結果

2-1 形態素解析の結果

本文の形態素解析を行った結果、抽出された単語の総数(異なり語数)は、36643 語、そのうち専門用語は 5471 語であった。Figure 2 に抽出された専門用語の上位 25 語を示す。上位 3 位までに「画像」、「ファントム」、「CT」が出現していた。頻出上位 5 語の 11 年間の出現割合の変化を Fig. 3 に示す。すべての年で「画像」の出現割合が最も高く、「ファントム」、「CT」は 2015 年以降出現割合が増加している傾向がみられた。

2-2 ネットワーク分析

Jaccard 係数の高い各年における特徴的な頻出専門用語 10 語を Table 1 に示す。2007 年から 2017 年まで、「濃度」、「コントラスト」、「ノイズ」、「3D」など画

像処理・画像評価に関する用語の Jaccard 係数が高い傾向にあった。2009～2012 年まで「ファントム」の Jaccard 係数が高く、常に上位 10 位以内に存在していた。2013～2016 年は「線量」、「照射」、「治療」など、放射線被ばく・放射線治療に関わる用語、2017 年では、「SPECT」、「カウ」など核医学に関わる用語が存在していた。

本文から抽出された専門用語を使用したネットワーク図を Fig. 4 に示す。各年に出現する特徴的な語について、2007 年では「フィルタ」、「HU」、「ピクセル」、「CT 値」のように、画像工学、CT に関わる語、2008 年は、「モニタ」、「スキャン」、「パラメータ」、「撮像」のように画像取得に関わる語、2010 年は「スライス厚」、「管電流」のような撮像条件に関する語が存在した。2012 年は「次元」、「標準偏差」、「アーチファクト」のような画像評価に関する用語、2013～2014 年では、「照射」、「X 線」、「治療」、「線量」と放射線治療、または線量管理に関する用語、2015 年は「SPECT」、「画像再構成」、「FBP」、2017 年は「PET」、「コリメータ」、「エネルギー」、「カウ」等の核医学に関する用語が抽出された。

Fig. 2 Frequency of extracted technical terms in 11 years (Top 25).

Fig. 3 Time series changes of frequently technical terms.

Table 1 Specific technical terms for each year (Top 10)

rank	2007		2008		2009		2010		2011		2012	
	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard
1	濃度	0.1049	slice	0.1098	ファントム	0.0827	平均	0.0951	CR	0.1161	平均	0.1249
2	同時	0.0909	スライス	0.0967	相関	0.0813	画像	0.0947	装置	0.1127	画像	0.1230
3	造影剤	0.0803	感度	0.0880	DWI	0.0760	濃度	0.0893	Gy	0.1063	ファントム	0.1225
4	ピクセル	0.0753	スライス厚	0.0858	X線	0.0743	検定	0.0855	ファントム	0.1036	次元	0.1176
5	ヒストグラム	0.0694	スキャン	0.0828	放射線	0.0738	視覚	0.0852	画像	0.101	依存	0.1165
6	フィルタ	0.0685	SNR	0.0793	マトリクス	0.0738	ファントム	0.0848	線量	0.100	3D	0.1145
7	転送	0.0685	装置	0.0777	固定	0.0735	ノイズ	0.0848	X線	0.0995	信号	0.1107
8	画像処理	0.0684	RF	0.0743	濃度	0.0728	領域	0.0841	平均	0.0925	再構成	0.1057
9	MPR	0.0683	飽和	0.0739	領域	0.0721	平均値	0.083	診断	0.0888	補正	0.1036
10	情報	0.0672	エッジ	0.0738	コントラスト	0.0717	統計	0.0829	管電圧	0.0871	スライス	0.1026

rank	2013		2014		2015		2016		2017	
	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard	Term	Jaccard
1	照射	0.1066	X線	0.1138	管電圧	0.0818	ion	0.1024	CT	0.1201
2	精度	0.1001	照射	0.1063	領域	0.0809	MRI	0.0906	撮像	0.1107
3	線量	0.0923	線量	0.1017	FBP	0.0773	CT	0.0901	SPECT	0.1098
4	MRI	0.0914	CT	0.0966	画像再構成	0.0771	照射	0.0879	補正	0.1054
5	X線	0.0895	誤差	0.0961	再構成	0.0763	装置	0.0870	3D	0.1035
6	装置	0.0881	精度	0.090	SPECT	0.0761	平均値	0.0869	再構成	0.0979
7	感度	0.0875	機器	0.0894	被ばく線量	0.0717	画質	0.0857	カウ	0.0950
8	照射野	0.0872	管電圧	0.0882	定量	0.0703	定量	0.0812	散乱線	0.0891
9	平均	0.0848	平均値	0.0844	統計	0.0700	治療	0.0806	血管	0.0870
10	領域	0.0836	治療	0.0842	検定	0.0692	腫瘍	0.0804	SD	0.0835

Fig. 4 Network diagram.
The rectangles indicate the year of publication, and the circles indicate technical terms.

3. 考 察

3-1 用語の出現頻度から見える研究のトレンドについて

過去 11 年間の出現頻度の最上位は「画像」であった。放射線技術学においては、さまざまなシーンで「画像」を扱うことが多い。本研究で解析した論文の内容を確認すると、X 線撮影や MRI のような画像の取得はもちろんのこと、取得した画像の再構成、統計解析に関する研究が行われていたり、放射線治療でも治療計画にて CT 画像を取得したり画像誘導放射線治療も行われていた。更に、画像管理やディスプレイ評価など、幅広い領域において「画像」が関わっている。そのため「画像」が放射線技術学を特徴づける単語であると捉えることができる。その他、出現頻度の上位に「ファントム」、「CT」が存在した。「画像」を含めこれらの語が含まれている論文は 213 本 (25.4%) であっ

た。この 3 語が含まれている各年の論文数は Table 2 に示す。これより、年々、「画像」「ファントム」「CT」を含む論文数が増えていることから、この 3 語に関する研究への関心が高まっていることが考えられる。

モダリティに関する海外の研究動向について、Chew は、1986 年以前において American Journal of Roentgenology では CT が最も一般的に使用される検査であると報告した¹¹⁾。また、Dolan らは、外傷を対象とした論文を解析した場合、CT に関する論文は最も高く引用されていたと述べている¹²⁾。その一方、Yoon ら¹³⁾ は、1945~2012 年の間において、最も引用された放射線医学の 100 論文を解析した結果 MRI が最も多かったと報告し、ほかにも放射線医学の研究トレンドを分析した論文^{14~17)} では、「CT」は「MRI」に次ぐ 2 番目に頻度が高いと報告している。MRI が多い理由として、放射線医学は技術主導の領域であり、

Table 2 The number of papers including “image,” “phantom,” and “CT”

	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
The number of papers	4	9	8	25	21	36	21	24	21	17	27
Proportion against the total number of papers	6.90	12.7	11.1	30.9	23.9	33.3	25.9	28.2	33.3	25.0	41.5

Fig. 5 The number of published papers including “MRI”.

MRIのような比較的高度な技術を使用した研究に関心が高い傾向にあること¹⁷⁾、検査の主流がCTからMRIに置き換わってきていること¹³⁾、が述べられている。本研究の結果では、各年度における「MRI」の頻度は高くなく、Fig. 5より「MRI」を含む論文は2013年をピークに減少傾向にある。しかし、MRIは年々新たな技術が開発されているため海外の動向を踏まえると今後MRIも多くの論文が公開される可能性はあると考えられる。以上より、本研究の結果と国外の研究動向から「CT」に加え「MRI」に関する論文も多く出版されていくと考える。

論文中に「ファントム」が多いことは、臨床評価よりも精度管理に重点を置いていることを示している。これも放射線技術学研究における大きな特徴であると考ええる。

3-2 共起から見える研究のトレンドについて

各年における特徴的に出現した専門用語を抽出するために、共起度の算出と共起ネットワークによる描画を行った。この二つの結果から各年に特徴的な語を見てもみると、2007年では、画像処理を含む研究の関心が常に高く、2008年以降は画像収集のパラメータ、2015年以降は核医学に関する用語のJaccard係数が高く、これらの研究への関心が高い傾向にあった。そのた

め、放射線技術学の最近10年のトレンドは、画像取得・処理から、放射線治療、核医学へと変遷していると考えられる。

次に、論文中に出現した単語について検討する。2007～2017年までの解析対象期間を通じて「濃度」という単語は、X線画像では画像濃度を指すことが多く、CTやMRIでは造影剤濃度、核医学では放射能濃度、画像処理では濃度勾配と使用されていた。放射線技術学において、「濃度」は論文の対象領域が変わると概念が変化する特徴的な語であった。なかでも、過去11年間で2007年が最も「造影剤」を含む論文の割合が高く、造影剤の濃度から病変や血管の検出能を評価している研究が確認された。また、2007年に出版された58本の論文中「濃度」と「造影剤」の両方の用語を含む論文は12編と約20%を占め、他の年にはみられない特徴であった。加えて、Fig. 4から「血管」が2007年に紐づけられているが、「造影剤」を含む論文22編中「血管」を含む論文は約7割の13編あり、2007年は造影剤による血管の描出に関する研究に関心があったと考える。

2013～2016年は「線量」、「照射」、「被ばく線量」のように被ばくや照射線量に関する用語のJaccard係数が高かったが、上記期間にて49編(60%)の論文に「線量」が含まれており、そのうち42編に「照射」が含ま

れていた。そして、この42編のうち約半数の20編が放射線治療に関わる論文であり、残りが診断領域のX線を対象とした研究であった。診断領域を対象とした論文の内容は、X線の計測、ポジショニング法の検討、MTFや量子検出効率などの画像工学、機器の精度管理、線量管理など幅広い研究が確認された。「被ばく線量」を含む論文の内容は、線量計測に関する研究が多く、主な目的は被ばく低減であった。上記期間に62編(72%)の「被ばく線量」を含む論文が存在したが、そのうち約半数の35編に「CT」が含まれており、被ばくに関してはCTが最も関心の高い領域であると考えられる。「線量」「照射」を含む論文の内容は多岐にわたるが、2011年の福島原発事故による一般市民の放射線被ばくへの関心の高まり、海外における医療被ばく線量管理の取り組み^{18,19)}、そして、2015年には日本の診断参考レベル(DRL)²⁰⁾が発表されるなど、国内外における医療被ばくに対する注目が大きくなってきていることから、DRLを踏まえた線量管理に関わる研究も増えている。なお、CTでは、この数年の間に人工知能技術を用いた画像再構成法による被ばく低減に関する研究^{21,22)}が公開されていることや、deep learningを用いたノイズ低減のソフトウェアも機器に搭載され始めていることから、人工知能技術を用いた線量低減の取り組みも今後期待される。

2015, 2017年には「PET」「SPECT」「コリメータ」「エネルギー」など、核医学に関わるモダリティとその画像取得方法に関わる用語が紐づけられていた。論文の内容を確認すると、¹⁸F-FDG PET、²⁰¹TlClシンチグラフィ、ドパミントランスポータシンチグラフィに関する論文が多くみられた。研究内容は、ファントムを使用した減弱補正、画質評価に関するものが多く、精度管理に関する研究への関心が高いと考えられた。加えて、撮影条件や画像再構成法と定量評価の関係について検討している研究も存在する。画像診断において、視覚評価だけでなく、定量評価も行うことで客観性が担保される。定量評価における精度管理は、Quantitative Imaging Biomarkers Alliance²³⁾では、比較可能性と一貫性を提供するための仕様と要件が作成されている。今後も、定量評価における精度の担保に関する研究が進められるであろう。ドパミントランスポータシンチグラフィに関する研究は、イオフルパンを含有する製剤が2013年に製造販売承認され、このことが研究対象としての関心を高めている要因となっていると考える。

3-3 本研究の限界と展望

共起の計算方法について、単純に共起する数を数えると、出版年にかかわらず、どの年でも出現頻度の高い用語との共起度が高くなる。しかし、Jaccard係数では、どの年においても頻出する用語との共起度は低くなる。本研究結果から「CT」「ファントム」「画像」の出現頻度が高かったがJaccard係数による共起度を使用した結果、これらの用語ではなく、出版年ごとに特徴的な用語が上位に出現した。しかし、ある出版年に特徴的に出現していても、出現頻度が低い場合はJaccard係数も低くなってしまう可能性がある。特徴的な専門用語は文書中の出現頻度が少ない傾向がある。本研究では、論文の本文を使用することによって、この影響を少しでも排除することを意図したが、頻度が高かったためにJaccard係数も高くなった用語が存在する可能性はある。

ネットワーク分析では、出版年とその年に出現した特徴的な語を可視化することによって、これらの関係性を視覚的に評価でき、関心領域が似ている出版年も捉えやすくなった。分析を進めるうえで、可視化されたデータからクラスタを検出し、特徴的な語の同定を行うが、この作業に主観が入る可能性がある。そのため、本研究では定量データとして出版年ごとの共起度をランキングし、このランキングとネットワーク図の比較を行いながら検討を進めた。しかし、完全に恣意性を排除することは困難であるため、より客観性の高い結果を得るためには、論文のタイトルやキーワード、学術大会の抄録など多角的に検証する必要があると考える。

本研究では専門用語の抽出に、JSRT用語集、JRS用語集、JSMP用語集を使用し、論文の本文中から5471語の専門用語が抽出された。しかし、腎動脈や磁化率強調画像など用語集に掲載されていない用語は「腎/動脈」「磁化率/強調/画像」のように誤分割されてしまい、更に、これらの用語集には解剖学用語が十分に掲載されていなかった。加えて、本研究では「magnetic resonance imaging」と「MRI」のような同義語を、同一とみなすような処理を実施しておらず、異なる用語として判別されていた。そのため、更なる解析精度向上のために、誤分割については用語集の追加、同義語の同定のためにはシソーラス等を用いた同義語認識処理を行う必要があると考える。

今回は、最近11年間に出版された日本放射線技術学会の論文誌を使用することで、最近の研究動向を明らかにしたが、日本放射線技術学会雑誌の創刊号から取得できれば、放射線技術学の長期にわたる研究動向

が明らかになると考えている。

4. 結 語

放射線技術学における最近 11 年の研究動向を調査した結果、最も出現頻度が高い単語が「画像」であったことから、放射線技術学において最も関心が高く、この分野を象徴する語であることが明らかとなった。また、放射線技術学では「CT」も出現頻度が高い傾向がみられたが、海外では、CT とともに新しい技術を臨床応用した MRI の研究が多く出版されていることから、この二つのモダリティに関する研究が今後増加する可能性があると考えられた。「ファントム」も出

現頻度が高く、品質管理に関する研究の関心も高いと考えられた。単語の共起から、放射線技術学の最近 10 年の研究のトレンドは、画像取得・処理から、放射線治療、核医学へと変遷していると考えられた。

なお、本研究の要旨は第 46 回日本放射線技術学会秋季学術大会(2018 年、仙台)にて発表した。

利益相反

筆頭著者および共著者全員が開示すべき利益相反はない。

参考文献

- 1) 学術審議会. 今後における学術情報システムの在り方について(答申). 学術月報 1980; 32(11): 724-751.
- 2) 日本学術振興会. 平成 29 年度学術研究動向等に関する調査研究 報告概要(医歯薬学専門調査班). <https://www.jsps.go.jp/j-center/data/h29/08biomedical.pdf>(2019.12.18 確認).
- 3) 佐久嶋研, 佐々木秀直, 田代邦雄. テキストマイニングを用いた学会誌論文タイトルの時系列分析—日本神経学会誌「臨床神経学」の分析—. 医療情報学 2012; 32(6): 315-321.
- 4) 八軒浩子, 松岡有紗, 村井亜衣, 他. 医療薬学研究のテキストマイニングによる計量的分析—「医療薬学」と「日本病院薬剤師会雑誌」の比較—. 医薬品情報 2012; 13(4): 152-159.
- 5) 日本放射線技術学会. 放射線技術学用語集. 京都: 日本放射線技術学会出版委員会, 1994.
- 6) 日本放射線技術学会. 放射線技術学用語集・補遺編. 京都: 日本放射線技術学会出版委員会, 2003.
- 7) 日本医学放射線学会. 電子放射線診療用語集. http://www.radiology.jp/member_info/dictionary.html(2019.9.13 確認).
- 8) 日本医学物理学会. 医学物理用語集. <http://db-jsmp.jmwb.info/>(2019.9.13 確認).
- 9) 樋口耕一, KH Coder. <https://kncoder.net/>(2019.9.13 確認).
- 10) 樋口耕一. 計量テキスト分析および KH Coder の利用状況と展望. 社会学評論 2017; 68(3): 334-350.
- 11) Chew FS. AJR: the 50 most frequently cited papers in the past 50 years. AJR Am J Roentgenol 1988; 150(2): 227-233.
- 12) Dolan RS, Hanna TN, Warraich GJ, et al. The top 100 articles in the radiology of trauma: a bibliometric analysis. Emerg Radiol 2015; 22(6): 667-675.
- 13) Yoon DY, Yun EJ, Ku YJ, et al. Citation classics in radiology journals: the 100 top-cited articles, 1945-2012. AJR Am J Roentgenol 2013; 201(3): 471-481.
- 14) Pagni M, Khan NR, Cohen HL, et al. Highly cited works in radiology: the top 100 cited articles in radiologic journals. Acad Radiol 2014; 21(8): 1056-1066.
- 15) Valderrama-Zurián JC, Castelló-Cogollos L, Aleixandre-Benavent R. Trends in scientific research in Insights into Imaging: a bibliometric review. Insights Imaging 2019; 10(1): 79.
- 16) Shekhani HN, Shariff S, Bhulani N, et al. Bibliometric Analysis of Manuscript Characteristics That Influence Citations: A Comparison of Six Major Radiology Journals. AJR Am J Roentgenol 2017; 209(6): 1191-1196.
- 17) Park JY, Lee KH, Ku YJ, et al. Characteristics, Trends, and Quality of Systematic Review and Meta-Analysis in General Radiology between 2007 and 2015. Acad Radiol 2017; 24(8): 1013-1022.
- 18) Rehani MM, Kushi JF. A study of smart card for radiation exposure history of patient. AJR Am J Roentgenol 2013; 200(4): 780-782.
- 19) Robinson TJ, Robinson JD, Kanal KM. Implementation of the ACR dose index registry at a large academic institution: early experience. J Digit Imaging 2013; 26(2): 309-315.
- 20) 医療被ばく研究情報ネットワーク(J-RIME). 最新の国内実態調査結果に基づく診断参考レベルの設定. 2015. <http://www.radher.jp/J-RIME/report/DRLhoukokusyo.pdf>(2019.9.13 確認).
- 21) Shan H, Padole A, Homayounieh F, et al. Competitive performance of a modularized deep neural network compared to commercial algorithms for low-dose CT image reconstruction. Nat Mach Intell 2019; 1: 269-276.
- 22) Wang Y, Yu M, Wang M, et al. Application of Artificial Intelligence-based Image Optimization for Computed Tomography Angiography of the Aorta With Low Tube Voltage and Reduced Contrast Medium Volume. J Thorac Imaging 2019; 34(6): 393-399.
- 23) RSNA. QIBA Profile. FDG-PET/CT as an Imaging Biomarker Measuring Response to Cancer Therapy Version 1.13, Technically Confirmed Version, http://qibawiki.rsna.org/images/1/1f/QIBA_FDG-PET_Profile_v113.pdf(2020.3.30 確認).

問合せ先

〒006-8585 札幌市手稲区前田 7 条 15 丁目 4-1
北海道科学大学保健医療学部 谷川原綾子