

Invited paper	
---------------	--

Development of Three-dimensional Similar Case Image Retrieval Method for supporting Doctors' Diagnosis and Its Practical Application to COVID-19 Diagnosis

Nobuhiro Miyazaki †, Hiroaki Takebe † and Yasutaka Moriwaki †

Abstract: Rapid technological innovation in imaging devices such as CT and MRI has led to an annual increase in the number of images taken per session, while the number of physicians performing diagnostic imaging remains insufficient. This has resulted in a limited number of physicians needing to diagnose a vast number of medical images. However, because diagnosis requires extensive knowledge and experience, many cases require time for diagnosis, increasing the physician workload. For cases that previously required time for physicians to diagnose, if physicians could search for similar cases with known disease names, they could use the names of similar cases as a reference for diagnosis, reducing the physician workload. Therefore, we developed a technology that automatically searches for similar cases based on the spread of lesions within organs and presents physicians with disease names associated with similar cases, aiming to reduce the physician workload. This technology is characterized by its fusion of a physician's perspective when performing diagnostic imaging with image analysis. This technology is being applied to the development of image diagnosis support technology for COVID-19 infection.

Keywords: Image diagnosis, CT image, Image analysis, Clinical Insights, AI, Content-based Retrieval

1. Introduction

In the medical field, diagnostic imaging refers to the diagnosis of the presence and type of disease by radiologists and other physicians based on medical images obtained from imaging devices such as CT (Computed Tomography) and MRI (Magnetic Resonance Imaging). In recent years, technological innovation in imaging devices has progressed rapidly, with the number of CT devices installed in Japan now reaching approximately 14,000¹⁾. Diagnostic imaging is frequently used in medical settings because it allows patients to undergo examinations easily and without physical pain, and it is said that modern medicine would be impossible without diagnostic imaging²⁾.

In the medical field, the advent of a super-aging society has led to an increase in the number of patients, with the number of radiographs taken in Japan reaching approximately 24 million per year. ³⁾ Furthermore, with the advancement of imaging equipment such as CT scans, the number of images taken is also increasing, with more than 1,000 images taken per session. However, there are only approximately 5,600 radiologists specializing in diagnostic imaging in Japan. ⁴⁾ This has increased the workload of doctors, as a limited number of doctors must diagnose a huge number of images. In particular, for cases that require time to diagnose, doctors must search for information about the case from literature and other sources. If doctors could search for similar cases with known disease names in the past for cases that require time to diagnose, they could use the names of similar cases as a reference for diagnosis, reducing the burden of the search work that accounts for the majority of diagnostic work.

Therefore, we have developed a 3D similar case image retrieval technology⁵⁾⁻¹¹⁾ with the aim of reducing the workload of doctors . The developed technology automatically searches for past cases with similar 3D distribution of lesions spreading within organs. In this paper, we will first touch on the background of the research and development of the developed technology, and then introduce the elemental technologies required to realize the developed technology. We will also introduce examples of applications of the developed technology.

2. Research and development background

In a conventional technique for similar case image retrieval, when targeting solitary pulmonary nodules where the lesion is limited to one location, such as early-stage lung cancer, a technique has been proposed in which a doctor specifies an area of interest on a single image and searches for images of other patients that resemble that area.¹²⁾ ¹³⁾ However, as shown in Figure 1, this conventional technique is not suitable for diffuse lung diseases where the lesion spreads three-dimensionally throughout the organ.

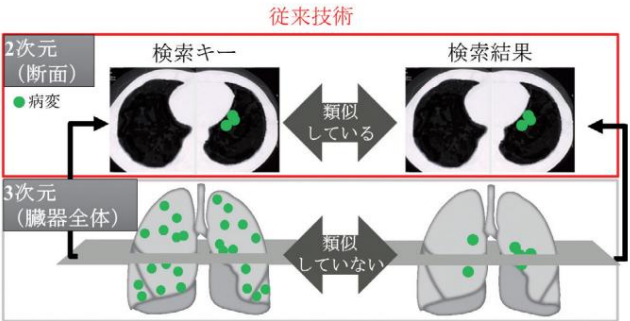


Figure 1: Similar case image search using conventional technology ¹²⁾ ¹³⁾

2024年9月27日受付, 2025年2月12日再受付, 2025年4月8日採録
† 富士通株式会社
(〒211-8588 川崎市中原区上小田中4-1-1)

医師の診断を支援する3次元類似症例画像検索技術の開発と新型コロナウイルス診断への実応用

Development of Three-dimensional Similar Case Image Retrieval Method for supporting Doctors' Diagnosis and Its Practical Application to COVID-19 Diagnosis

宮崎 信浩[†], 正会員 武部 浩明[†], 森脇 康貴[†]
Nobuhiro Miyazaki[†], Hiroaki Takebe[†] and Yasutaka Moriwaki[†]

あらまし 近年、CTやMRIなどの撮影装置の技術革新が急速に進むことで、1回あたりの撮影枚数が年々増加する一方、画像診断を行う医師の数は不足している。そのため、限られた数の医師で膨大な医用画像を診断する必要があるが、診断には豊富な知識や経験が必要なため、診断に時間を要する症例が多く、医師の業務負担が増大している。医師がこれまで診断に時間を要していた症例に対して、病名が既知の過去の類似症例を検索できれば、類似症例の病名を診断の参考にすることが可能となり、医師の業務負担低減に繋がる。そこで、臓器内に広がる病変の広がり方に基づいて過去の類似症例を自動検索する技術を開発し、過去の類似症例に紐づく病名などを医師に提示することで、医師の業務負担低減を目指した。本技術の特徴は、画像診断を行う際の医師の見方と画像解析を融合した点にある。本技術は、新型コロナウイルス感染症の画像診断支援技術の開発に応用している。

キーワード：画像診断、CT画像、画像解析、医学的知見、AI、類似検索

1. ま え が き

医療分野における画像診断とは、放射線科医などの医師がCT (Computed Tomography) やMRI (Magnetic Resonance Imaging) 等の撮影装置から得られる医用画像から疾患の有無や種類等を診断することである。近年、撮影装置の技術革新が急速に進み、日本国内のCT装置の設置台数は約1.4万台に上る¹⁾。画像診断は、患者にとって肉体的苦痛なく容易に受診可能なため、医療現場で頻繁に活用されており、画像診断なくして現代医学は成り立たないと言われている²⁾。

医療現場では、超高齢化社会の到来で患者数が増大し、国内の年間撮影回数が約2,400万回に達する³⁾。また、CT等の撮影装置の高度化により、1回あたり1,000枚以上の画像が撮影されるなど画像数も増大している。一方、画像診断が専門の放射線科医は、国内に約5,600人しか存在しない⁴⁾。限られた数の医師で膨大な画像を診断する必要があるため、医師の業務負担が増大している。特に、診断に時間を要する症例の場合、文献などから症例に関する情報を検索する必要がある。医師が診断に時間を要していた症例に対して、病名が既知の過去の類似症例を検索できれば、類似症例の病名を診断の参考にすることが可能となり、診断業務の大部分を占める検索作業の負担低減に繋がる。

そこで、医師の業務負担低減を目的として3次元類似症例画像検索技術^{5)~11)}を開発した。開発技術は、臓器内に広がる病変の3次元分布が類似する過去の症例を自動検索する技術である。本稿では、開発技術の研究開発における背景について触れた後に、開発技術を実現するための要素技術について紹介する。また、開発技術の応用事例についても紹介する。

2. 研究開発の背景

類似症例画像検索の従来技術として、初期の肺がんなどのように病変が1カ所に局限している孤立肺結節を対象とする場合、医師がある1枚の画像上で注目領域を指定し、その領域に類似する他の患者の画像を検索する技術が提案されている^{12) 13)}。しかし、図1に示すように、従来技術によって臓器全体に病変が立体的に広がるびまん性肺疾患に

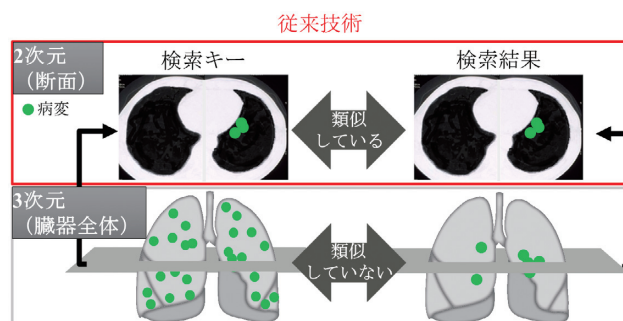


図1 従来技術^{12) 13)}による類似症例画像検索

2024年9月27日受付, 2025年2月12日再受付, 2025年4月8日採録

[†]富士通株式会社

(〒211-8588 川崎市中原区上小田中4-1-1)

When searching for similar cases across multiple CT images, even if the distribution of lesions in a cross-sectional image is similar, this does not necessarily mean that the distribution of lesions across the entire lung is similar. As a result, doctors had to reconfirm the similarity of the three-dimensional distribution of lesions, which took time to make a diagnosis. A conventional technique for similar case image retrieval for diffuse lung disease involves calculating and searching features for the entire CT image.¹⁴ As shown in Figure 2, this technique calculates the volume fraction of lesions contained in the entire lung as three-dimensional information of the entire lung, and searches using this volume fraction as a feature. However, in the image diagnosis of diffuse lung disease, doctors place emphasis on the three-dimensional distribution of lesions. Therefore, similarity in the distribution of lesions is important, but conventional techniques are unable to capture this similarity.

The 3D similar case image retrieval technology introduced in this paper focuses on the fact that, as shown in Figure 3, when doctors judge similarity, they divide the inside of organs into three-dimensional regions such as the central region (inner region of the lungs), peripheral region (outer region of the lungs), top and bottom, left and right, and look at the spread of the lesion within each region.

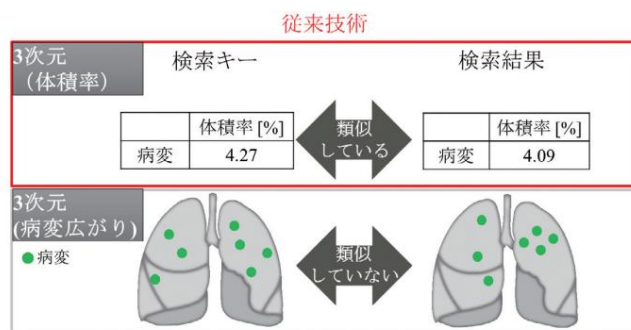


Figure 2: Similar case image search using conventional technology¹⁴



Figure 3: Doctors' perspectives on the developed technology

By automatically dividing areas of organs with visually unclear boundaries using image analysis and using AI to recognize lesion candidates within each area, we can search for CT images with similar lesions in terms of their three-dimensional spread.

We have developed a technology for searching images of similar cases.

3. 3D Similar Case Image Search Technology

An overview of the 3D similar case image search technology is shown in Figure 4. The developed technology compares the case to be searched with past cases stored in a database, and searches for cases with similar lesions in terms of the three-dimensional extent of the lesion. The developed technology consists of two processes: a process for estimating the three-dimensional extent of the lesion, and a search process. Each process is described in the following sections. 3.1 Process for estimating the three-dimensional extent of the lesion

The process flow for estimating the three-dimensional extent of a lesion shown in a CT image is shown in Figure 5. Below, we will explain the processing of each block. State.

(1) Extraction of the upper and lower ends of the lungs

Extraction of the upper and lower ends of the lungs is performed by automatically identifying the CT images showing the lungs from multiple CT images of the chest. As shown in Figure 6, a cross section parallel to the patient's body axis showing the entire lungs is extracted from multiple axial images perpendicular to the patient's body axis.

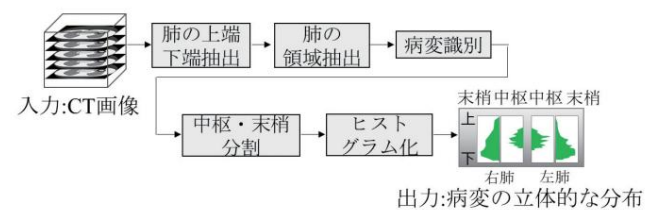


Figure 5: Flow of the process for estimating the three-dimensional extent of the lesion

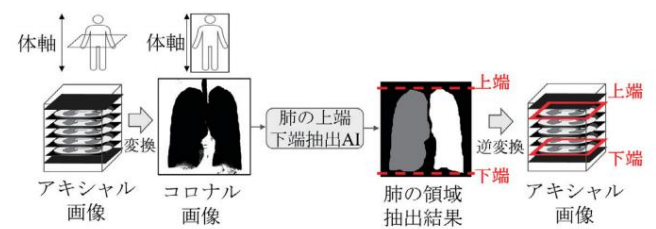


Figure 6: Overview of the process for extracting the upper and lower ends of the lungs

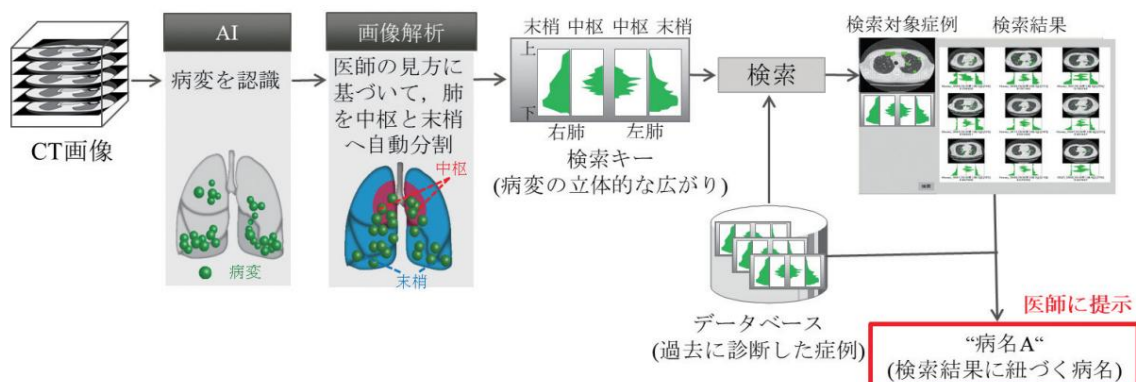


Figure 4: Overview of 3D similar case image retrieval technology

[Copyrights to Machine-Translated Content]

The copyright of the original papers published on this website belongs to the Institute of Image Information and Television Engineers. Unauthorized use of original papers or translated papers is prohibited. Please be sure to cite the original publication when referencing. For details, please refer to the copyright regulations of the Institute of Image Information and Television Engineers.

対して検索した場合、ある断面画像において病変の分布が類似していても、肺全体の病変分布が類似しているとは限らない。そのため、立体的な病変分布の類似性について医師が改めて確認する必要がある、診断に時間を要していた。びまん性肺疾患に対する類似症例画像検索の従来技術として、CT画像全体に対して特徴量を算出し、検索する技術が提案されている¹⁴⁾。この技術は、図2に示すように、肺全体の3次元の情報として、肺全体に含まれる病変の体積率を算出し、体積率を特徴量として検索する。しかし、びまん性肺疾患の画像診断では、医師は病変の3次元分布を重視して診断を行う。そのため、病変の分布に関する類似性が重要であるが、従来技術では、病変の分布の類似性を捉えることができない。

本稿で紹介する3次元類似症例画像検索技術は、図3に示すように、医師が類似性を判断する際、臓器内を中枢(肺の内側領域)、末梢(肺の外側領域)、上下左右といった立体的な領域に分けて、各領域内の病変の広がり方を見ていることに着目した。医師と同様の見方を実現するため、

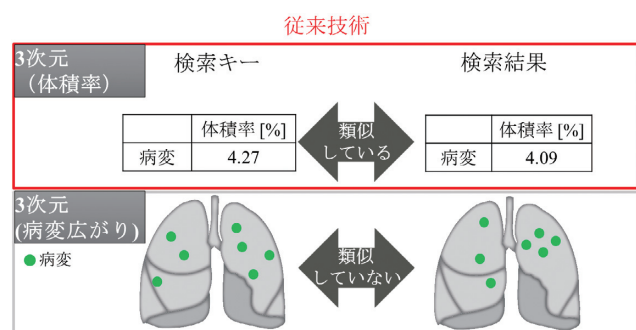


図2 従来技術¹⁴⁾による類似症例画像検索

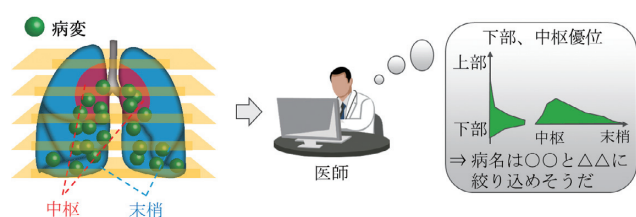


図3 開発技術で着目した医師の見方

視覚的に境界が不明瞭な臓器内の領域を画像解析で自動分割し、各領域内の病変候補をAIで認識することで、病変の立体的な広がり方が類似したCT画像を検索する3次元類似症例画像検索技術を開発した。

3. 3次元類似症例画像検索技術

3次元類似症例画像検索技術の概要を図4に示す。開発技術は、検索対象となる症例とデータベースに保存された過去の症例とを比較し、検索対象となる症例と病変の立体的な広がり方が類似した症例を検索する技術である。開発技術は、病変の立体的な広がり推定処理と検索処理の二つの処理で構成される。以下の節では、各処理について述べる。

3.1 病変の立体的な広がり推定処理

CT画像に写る病変の立体的な広がりを推定する処理の流れを図5に示す。以下では、各ブロックの処理について述べる。

(1) 肺の上端下端抽出

肺の上端下端抽出は、胸部を撮影した複数枚のCT画像から肺が写っているCT画像を自動で特定する。図6に示すように、胸部を撮影した患者の体軸に直交する複数枚のアキシャル画像から肺全体が写る患者の体軸に平行な断面

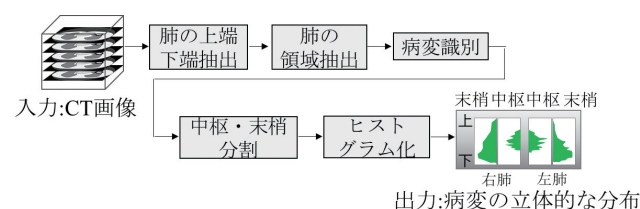


図5 病変の立体的な広がり推定処理の流れ

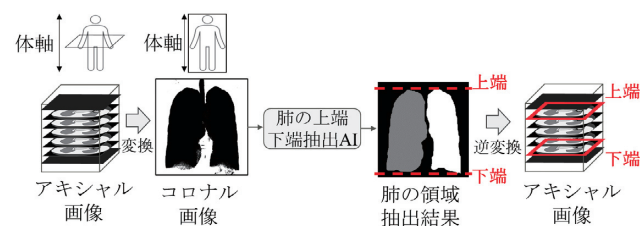


図6 肺の上端下端抽出処理概要

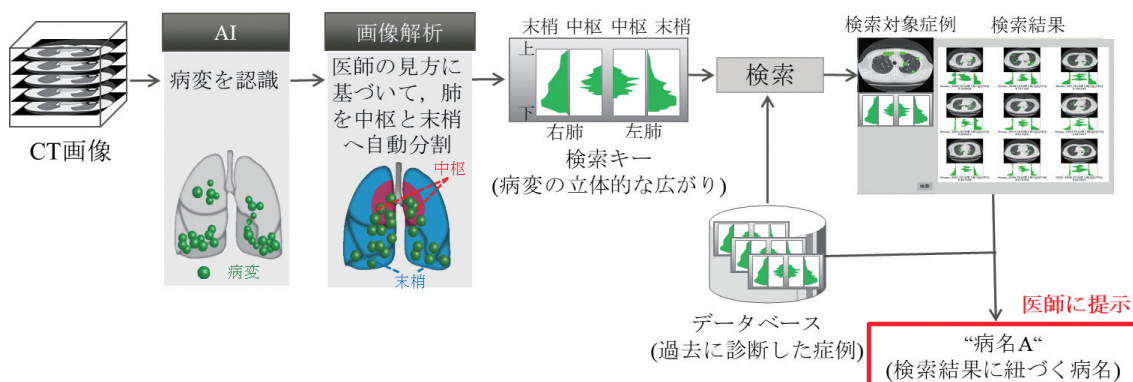


図4 3次元類似症例画像検索技術の概要

The image is converted into a coronal image showing the lungs, and the lung area is extracted using AI. Based on the extracted lung area, the upper and lower ends of the lungs are identified using image analysis technology.

(2) Lung region extraction

Lung region extraction is performed by extracting the lung region in pixel units from each CT image of the lungs that are automatically identified by extracting the upper and lower ends of the lungs. As shown in Figure 7, the AI extracts the lung region from the axial image of the patient's chest, which is perpendicular to the body axis.

The lung area is extracted using

When using AI to extract lung regions for diffuse lung disease, there was a problem in that if an infiltrate, a type of lesion in diffuse lung disease, is located near the chest wall, which is made up of bone, muscle, and skin that protects the lungs and other chest organs, the image features of the infiltrate and the chest wall are similar, making it difficult to accurately extract the lung region. To solve this problem, we developed a proprietary technology that improves accuracy by modeling the medical knowledge that "the boundary between the infiltrate and the chest wall is often easier to distinguish in images under mediastinal conditions" using AI.11) As shown in Figure 8, our proprietary technology models the way doctors distinguish between infiltrates and the chest wall by using images under mediastinal conditions, which are used to confirm bone and soft tissue, as input to the AI, in addition to images under lung conditions, which are used to confirm lesions and blood vessels in the lungs.

(3) Lesion identification

Lesion identification identifies lesions in the lung region based on the specific image features that the lesions possess. As shown in Figure 9,

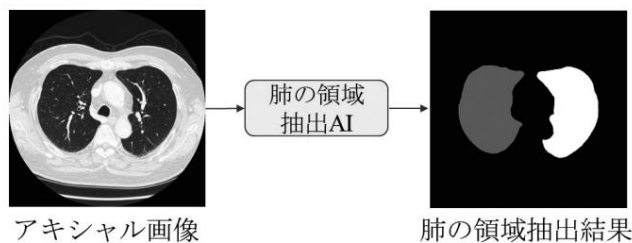


Figure 7. Overview of lung region extraction process

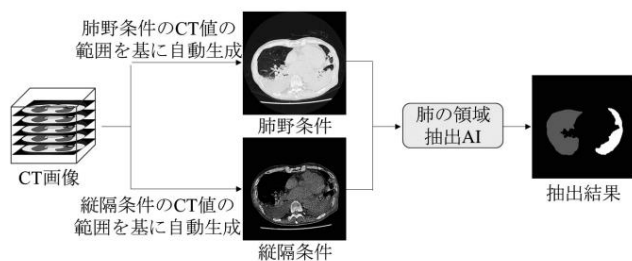


Figure 8. Overview of lung region extraction processing using our proprietary technology

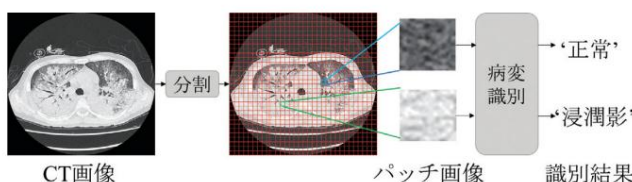


Figure 9. Overview of lesion identification processing

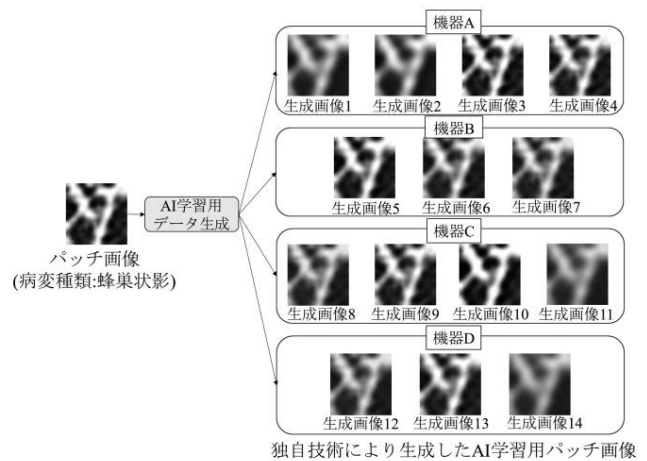


Figure 10. Overview of AI learning image generation process using proprietary technology

The image is divided horizontally into a grid at equal intervals, and patch images are automatically generated. Each automatically generated patch image is identified using AI, and each patch image is classified as one of five types: four typical lesions of diffuse lung disease and normal.

It automatically identifies whether

Lesion identification using AI for CT images has had the problem of reduced accuracy due to differences in image quality caused by differences in imaging equipment and imaging conditions.

It looks like you're taking a CT scan without actually taking a CT scan.

We have developed a unique technology that automatically generates pseudo-CT images and uses them for AI learning to improve accuracy9). An overview of AI learning image generation using our unique technology is shown in Figure 10. Figure 10 shows a CT image taken with a certain CT device, where image processing is used to convert the effects of the imaging equipment and imaging conditions on image quality.

This shows an example of how 14 different types of images (equipment A: 4 types, equipment B: 3 types, equipment C: 4 types, equipment D: 3 types) with different image quality, each of which appears to have been taken with equipment A to D, were automatically generated without actually taking the images. By using images generated using our unique technology for AI training, it is expected that lesion identification will be applicable not only to CT images taken at a specific medical institution, but also to CT images taken at various medical institutions across the country.

(4) Central-peripheral

segmentation Central-peripheral segmentation automatically segments the lung region into central and peripheral regions by combining the physician's perspective with image analysis.

When diagnosing diffuse lung disease, physicians divide the lung into central and peripheral regions and perform image diagnosis based on the distribution of lesions within each region.

Figure 11 shows an anatomical image of the lung. The central region is located inside the body from the segmental bronchi. The peripheral region is located outside the body from the subsegmental bronchi. Lung tissue spreads radially from the hilum, and the central region is largest on the cross section where the hilum is present. The central region becomes smaller the further away from the cross section where the hilum is present. Here, the position of the hilum is at the same height as the cross section where the tracheal carina appears. On the cross section where the tracheal carina appears, the lung segmentation curve divides the lung in half.

There are no central regions near the upper and lower ends of the lung, and the peripheral regions are

[Copyrights to Machine-Translated Content]

The copyright of the original papers published on this website belongs to the Institute of Image Information and Television Engineers. Unauthorized use of original papers or translated papers is prohibited. Please be sure to cite the original publication when referencing.

For details, please refer to the copyright regulations of the Institute of Image Information and Television Engineers.

を表したコロナル画像へ変換し、AIにより肺の領域を抽出する。抽出した肺の領域を基に、画像解析技術にて肺の上端と下端を特定する。

(2) 肺の領域抽出

肺の領域抽出は、肺の上端下端抽出で自動的に特定した肺が写るCT画像に対して、それぞれのCT画像に写る肺の領域を画素単位で抽出する。図7に示すように、胸部を撮影した患者の体軸に直交するアキシャル画像に対してAIにより肺の領域を抽出する。

びまん性肺疾患を対象としたAIによる肺の領域抽出は、びまん性肺疾患の病変の一つである浸潤影が肺をはじめとした胸部の臓器を守るための骨や筋肉、皮膚で構成される胸壁付近に存在する場合、浸潤影と胸壁との画像特徴が類似するため、肺の領域を正確に抽出できないという課題があった。この課題を解決するため、「浸潤影と胸壁との境界は、縦隔条件の画像の方が見分けやすいケースが多い」という医学的知見をAIによってモデル化することで高精度化する独自技術を開発した¹¹⁾。図8に示すように、独自技術は、肺の中の病変や血管を確認するために用いる肺野条件の画像だけでなく、骨や軟部組織を確認するために用いる縦隔条件の画像をAIの入力に利用することで、医師が浸潤影と胸壁とを見分ける方法をモデル化している。

(3) 病変識別

病変識別は、病変が有する特有の画像特徴を基に肺の領域内の病変を識別する。図9に示すように、CT画像の縦

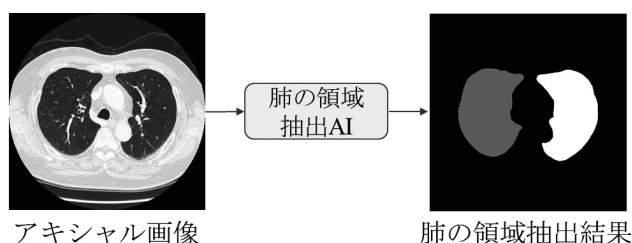


図7 肺の領域抽出処理概要

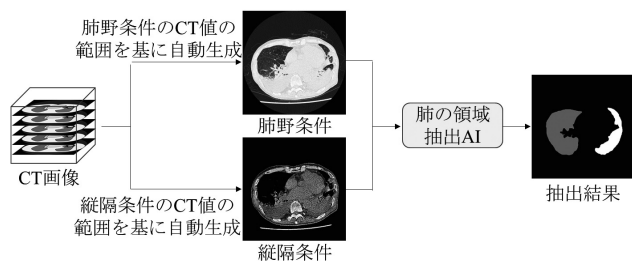


図8 独自技術による肺の領域抽出処理概要

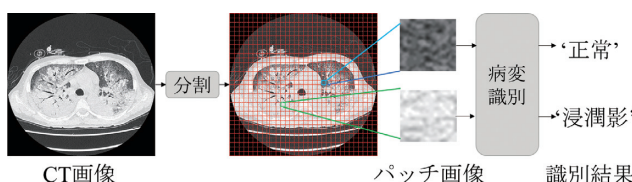


図9 病変識別処理概要

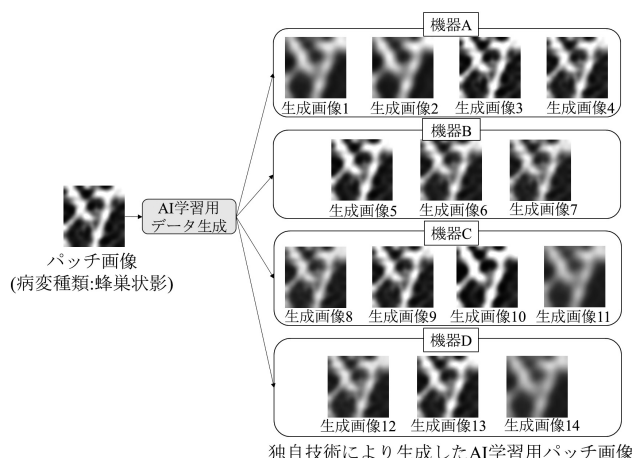


図10 独自技術によるAI向け学習画像生成処理概要

横に対して、等間隔にグリッド状に分割し、パッチ画像を自動生成する。自動生成したそれぞれのパッチ画像をAIで識別することで、それぞれのパッチ画像がびまん性肺疾患の代表的な病変4種類と正常の計5種類のいずれかであることを自動識別する。

CT画像を対象としたAIによる病変識別は、撮影機器や撮影条件の違いから生じる画質の差異によってAIの識別精度が低下する課題があった。この課題を解決するため、CT装置で実際に撮影することなくCT装置で撮影したようなCT画像を擬似的に自動生成し、AIの学習に利用することによって高精度化する独自技術を開発した⁹⁾。独自技術によるAIの学習画像生成の概要を図10に示す。図10は、あるCT装置で撮影されたCT画像に対して、画像処理によって撮影機器や撮影条件による画質への影響を変換することで、撮影機器A～Dそれぞれで撮影したような画質の異なる14種類の画像（機器A：4種類、機器B：3種類、機器C：4種類、機器D：3種類）を実際に撮影することなく擬似的に自動生成した一例を表している。独自技術により生成した画像をAIの学習に利用することで、ある特定の医療機関で撮影されたCT画像だけでなく、全国のさまざまな医療機関で撮影されたCT画像に対しても病変識別の適用が期待できる。

(4) 中枢－末梢分割

中枢－末梢分割は、医師の見方と画像解析を融合することで、肺の領域を中枢と末梢へ自動分割する。医師は、びまん性肺疾患を診断する際、肺を中枢と末梢に分割し、各領域内の病変の分布を参考に画像診断を行う。図11は、肺の解剖学的なイメージ図である。中枢は、区域気管支より体の内側にある。末梢は、亜区域気管支より体の外側にある。肺の組織は、肺門を中心に放射線状に広がり、肺門が存在する断面で中枢が最大となる。中枢は、肺門がある断面から離れるほど小さくなる。ここで、肺門がある位置は、気管分岐部のある断面と同じ高さにある。気管分岐部が出現する断面において、肺の分割曲線は、肺を2分割する。肺の上端と下端付近には、中枢が存在せず、末梢

Specifically, the upper end of the center is the aortic arch.

The lower end of the center is the cross section where the inferior pulmonary vein appears.

It is a surface.

Based on the above medical knowledge, the division into central and peripheral is shown in Figure 12.

We have developed a new method to represent the data using a three-dimensional linear model as shown in

First, regarding the vertical direction of the body, clinically,

The upper edge is the aortic arch, and the lower edge is the pulmonary vein.

From the edge, L1 (approximately 1/6) to the bottom, L2 (approximately 2/7)

Next, in the cross-sectional direction, the size of the center is

The cross section where the bifurcation is located has the largest area, and the lung shown in Figure 12

The inside of the body is the dividing curve of each cross-sectional image.

By dividing the lung area into 1-

Automatic division of the central and peripheral regions. is calculated from a 3D model.

do.

The three-dimensional model shown in Figure 12 is a curved section that divides the lung into central and peripheral parts.

The curve is divided into two parts by assuming a line.

For example, as shown in Figure 13 (a), the tracheal bifurcation is the starting point.

Consider a line extending to the side, and compare the line with the outline of the central part of the lung.

Intersection points (A1, A2, ...) and intersection points with the peripheral contour (B1, B2, ...)

and for the line segments connecting them,

We can think of a way to connect the equinoxes.

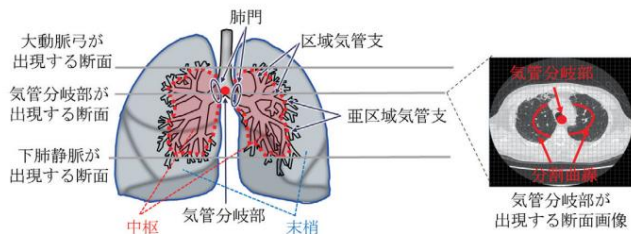


Figure 11. Anatomical image of the lungs

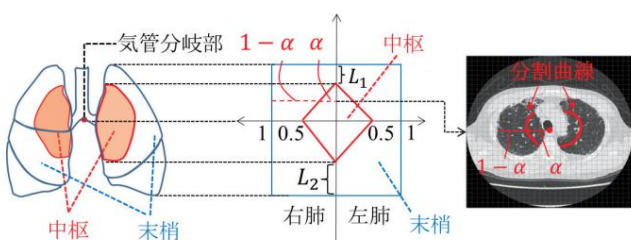


Figure 12. 3D model of the central and peripheral lungs

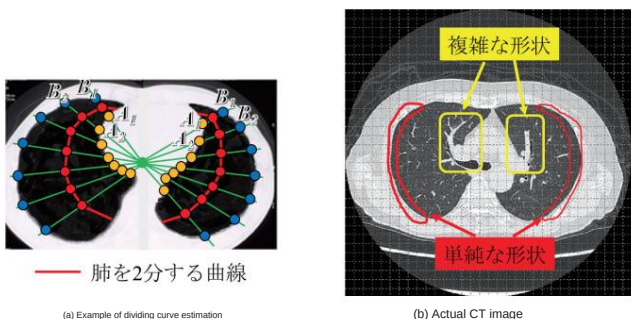


Figure 13. Issues with estimating the division curve

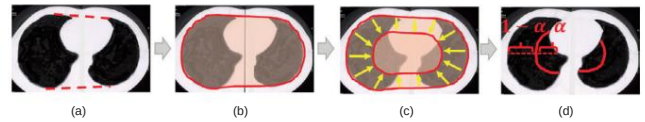


Figure 14. Overview of central-peripheral division processing using our unique technology

However, as shown in Figure 13(b), the inner contour of the lung is obscured by blood vessels and other

The lungs have a complex shape due to the various organs.

The shape of the contour varies depending on the individual, so the line segments and contours are

It is difficult to stably calculate the exact intersection of

To solve this problem, we decided to use the following method to find the contour of the lung:

Only the peripheral contours can be extracted accurately and stably.

We have developed a unique technology that automatically divides the brain into central and peripheral parts.

The processing procedure of our original technology is shown below. First, the contours of the left and right lungs are integrated.

The images are then merged and saved as a single image (Fig. 14 (a) and (b)).

The image after contour integration is shrunk by image processing (Fig. 14(c)).

At this time, the image after contour integration is shrunk so that the ratio of

of the central and peripheral regions is 1- (Fig. 14(d)).

A part of the image contour is used as the lung division curve.

(5) Histogramming

Histograms are used to distinguish between central and peripheral lesions.

The three-dimensional spread of the lungs is expressed as a histogram.

In the region shown in Figure 15, the lungs are divided into two parts.

The patch images identified as lesions are the division curves of the central nervous system and lungs.

The patch images identified as lesions outside the

The images are automatically summed pixel by pixel.

To suppress this, the sum of the number of pixels of the lesion relative to the total number of pixels of the lung was

This process is performed for 30 CT images per case.

By repeating this process, a histogram of lesions in the entire lung can be automatically generated.

Dynamically generated.

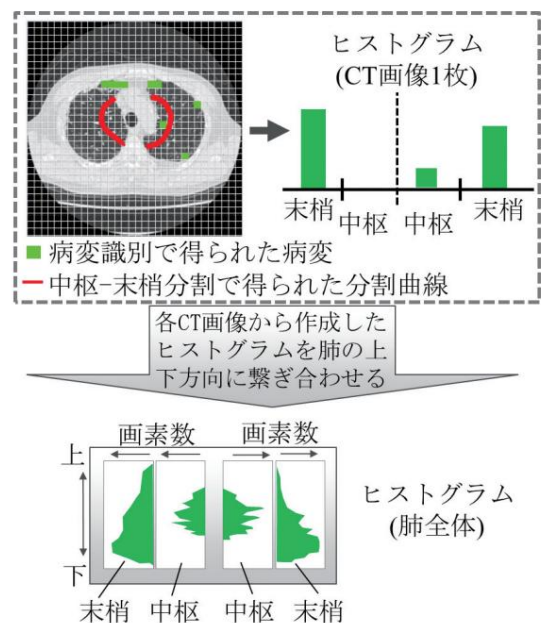


Figure 15. Overview of the histogram calculation process for 3D lesion distribution

[Copyrights to Machine-Translated Content]

The copyright of the original papers published on this website belongs to the Institute of Image Information and Television Engineers. Unauthorized use of original papers or translated papers is prohibited. Please be sure to cite the original publication when referencing.

For details, please refer to the copyright regulations of the Institute of Image Information and Television Engineers.

のみ存在する．具体的には，中枢の上端は，大動脈弓が存在する断面であり，中枢の下端は，下肺静脈が出現する断面である．

上記の医学的知見に基づき，中枢と末梢との分割を図12に示す3次元の線形モデルで表現する方式を新たに開発した⁷⁾．まず，体の上下方向について，臨床的には中枢の上縁が大動脈弓，下縁が肺静脈とされるが，およそ肺の上端からL1(およそ1/6)から下端よりL2(およそ2/7)と考える．次に，断面方向について，中枢の大きさは，気管分岐部が位置する断面で面積が最大となり，図12に示す肺の分割曲線より体の内側である．各断面画像に対しては，肺の領域を $1-\alpha:\alpha$ に内分する点を通る分割曲線によって中枢と末梢を自動分割する． α は，3次元モデルより算出する．

図12に示す3次元モデルは，肺を中枢と末梢に2分する曲線を想定して分割する．この2分する曲線の求め方として，例えば図13(a)に示すように，気管分岐部を起点として，外側に伸びる直線を考え，その直線と肺の中枢側の輪郭との交点(A1, A2, ...)および末梢側の輪郭との交点(B1, B2, ...)を求め，それらを結ぶ線分について，決められた割合の内分点を繋ぎ合わせるという方法を考えることができる．し

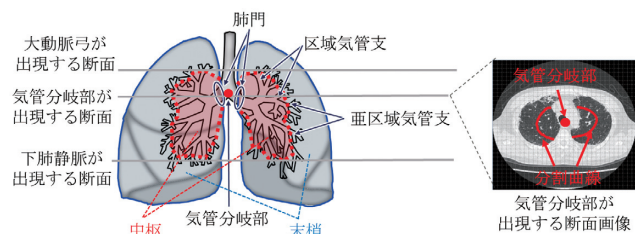


図11 肺の解剖学的なイメージ図

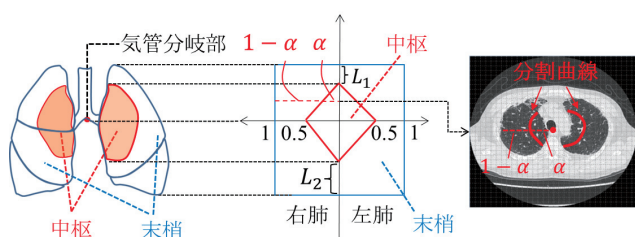


図12 肺の中枢-末梢の3次元モデル

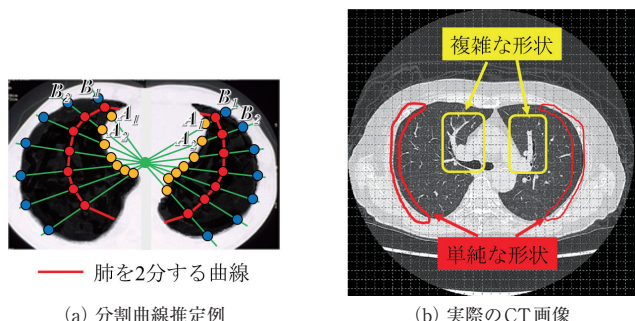


図13 分割曲線推定時の課題

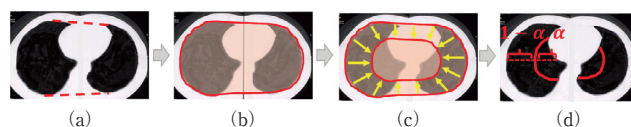


図14 独自技術による中枢-末梢分割処理概要

かし，図13(b)に示すように，肺の内側の輪郭は，血管や他の臓器によって複雑な形状をしている．また，肺の内側の輪郭は，個人によっても形状が異なるため，線分と輪郭との正確な交点を安定的に算出することが困難であるという課題があった．この課題を解決するため，肺の輪郭の内，正確かつ安定的に抽出可能な末梢側の輪郭のみを用いて肺を中枢と末梢に自動分割する独自技術を開発した⁷⁾．図14に独自技術の処理手順を示す．まず，左右の肺の輪郭を統合し，一つの画像として保存する(図14(a), (b))．次に，画像処理によって輪郭統合後の画像を収縮する(図14(c))．このとき，輪郭統合後の画像を中枢と末梢の比が $1-\alpha:\alpha$ と分割するように収縮する(図14(d))．そして，収縮後の画像の輪郭の一部を肺の分割曲線として利用する．

(5) ヒストグラム化

ヒストグラム化は，中枢と末梢それぞれに存在する病変の立体的な広がりをもヒストグラムとして表現する．肺の領域において，図15に示すように，肺の分割曲線の内側に含まれる病変と識別したパッチ画像は中枢，肺の分割曲線の外側に含まれる病変と識別したパッチ画像は末梢として自動的に画素単位で合計する．ここで，肺の形状の個人差を抑制するため，肺の全画素数に対する病変の画素数の合計を算出する．この処理を1症例あたり30枚のCT画像分繰り返すことで，肺全体に対する病変のヒストグラムを自動生成する．

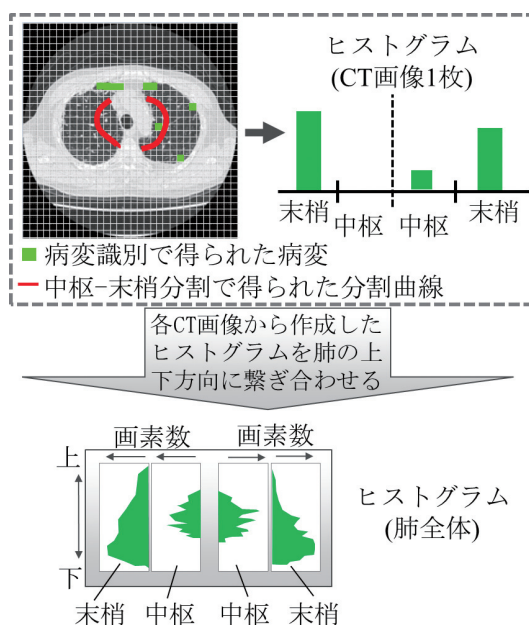


図15 病変の3次元分布のヒストグラム算出処理概要

3.2 Search processing

The similarity between cases is calculated automatically based on the similarity between the histograms of the lesions. The histogram similarity is calculated using the Histogram Intersection algorithm¹⁵⁾. The similarity between two histograms using the Histogram Intersection algorithm is defined as the area of overlap between the histograms. Specifically, the greater the overlap between the histograms, the greater the similarity, and the smaller the overlap, the smaller the similarity.

4. Usability evaluation

To confirm the usefulness of the developed technology, we compared the search accuracy with that of conventional technology¹⁴⁾. The conventional technology was processed in the same way as the developed technology, from the extraction of the upper and lower ends of the lungs to the identification of lesions.

The search process follows the description in reference 14). Specifically, the volume fraction of each lesion is calculated based on the lesion identification results. However, in order to focus on the areas that are important in diagnosis, for honeycomb opacities, the volume is calculated for only the lower lung field, and for emphysema opacities, the volume is calculated for both the upper and lower lung fields. The volume fraction is then used as a feature value for searches using Euclidean distance. By comparing the search accuracy of the developed method with that of conventional methods, the usefulness of region segmentation based on medical knowledge was confirmed. 176 cases were used as the evaluation dataset. These cases either primarily contained one of the four types of lesions of diffuse lung disease to be searched for (infiltrates, ground-glass opacities, honeycomb opacities, and emphysema opacities), or contained all of them.

The query cases were selected by the physician as normal cases without any abnormalities. Because the search accuracy may vary depending on the combination with cases in the database, four cases were randomly selected from cases that mainly contained each of the four types of lesions.

The remaining 160 cases were used as a database (23 cases of infiltrates, 23 cases of ground-glass opacities, 25 cases of honeycomb opacities, 25 cases of emphysema opacities, and 64 cases of normal areas) for searching. The evaluation index used was the average precision shown in formula (1). In formula (1), N is the number of correct answers, k is the rank, $precision(k)$ is the k th-rank precision, and I_k is a variable that is 1 if the k th-rank search result is correct and 0 if it is not. The higher the search rank of the correct answer, the higher the average precision value.

$$Average\ Precision = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k \times precision(k) \quad (1)$$

Figure 16 shows the average precision of the top n cases for four query cases that mainly contain each of the four types of lesions. The purpose of comparing the average precision is to suppress fluctuations in search accuracy due to the combination of the query case and the cases in the database. In the search that we aim for, users check the results from the top 1 of the search results, so it is desirable that cases similar to the query are obtained in the top 1 position or in an order close to the top 1 position. In this paper, we compared the average precision of the top 5 cases based on a doctor's comment that "it is practically useful if similar cases are included in the top 5 of the search results." Figure 16 shows that the average precision of the developed technology and the conventional method is higher for the top 5 cases.

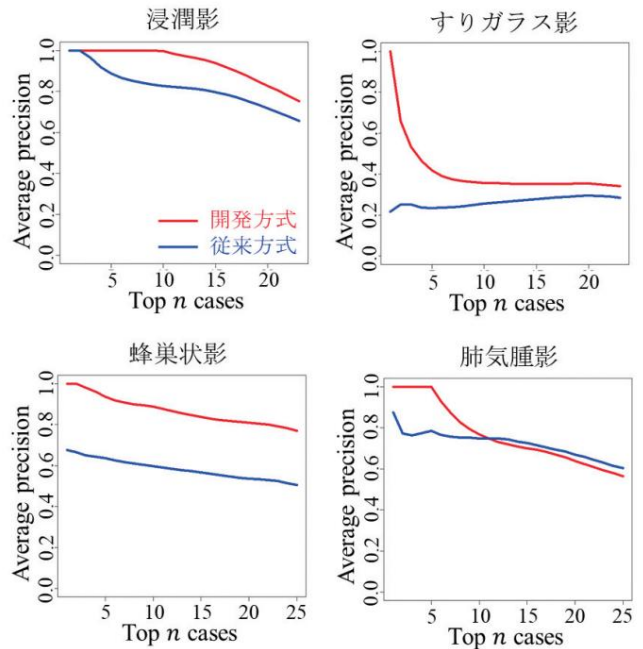


Fig. 16. Average evaluation results of average precision rates for the developed method and the conventional method

The average precision rates were 0.84 and 0.64, respectively. These results show that region segmentation based on medical knowledge improves search accuracy for the top five search results. When the top five search results were examined by lesion, search accuracy of about 90% was achieved for infiltrates, honeycomb opacities, and emphysema opacities. On the other hand, it was confirmed that ground-glass opacities had lower search accuracy compared to other lesions. Ground-glass opacities tend to become infiltrates as they worsen, and there are cases where ground-glass opacities are included among cases where infiltrates are the main focus. Ground-glass opacities in cases where infiltrates are the main focus

This is because when the area of the opacity is larger than the area of the ground-glass opacity in cases where ground-glass opacity is the main feature, the search ranking of cases where infiltrative opacity is the main feature will be higher. In addition, to evaluate the practicality of image diagnosis support, a visual evaluation was conducted by doctors. Specifically, three cases from each of the four types of lesions were used as queries, and three doctors evaluated the similarity of the three-dimensional distribution of the lesions in the top three cases obtained by the search using the developed technology on a five-point scale. As a result, it was confirmed that roughly similar cases could be searched, with an average score of 3.9.

5. Application examples

As an example of the application of the developed technology, a medical image management system. One possible application of this technology to Picture Archiving and Communication Systems (PACS) is to load the patient cases to be searched and past cases stored in the database into the PACS.

This searches for past cases that have similar lesions in three dimensions to the case in the patient's CT image. The system then supports doctors in making diagnoses by presenting them with disease names, medical record information, and statistics on the medical record information linked to similar cases found through the search. This developed technology is expected to improve the efficiency of the diagnostic work of doctors who previously had to manually search for similar cases in literature, etc., and reduce the time it takes for doctors to make decisions.

[Copyrights to Machine-Translated Content]

The copyright of the original papers published on this website belongs to the Institute of Image Information and Television Engineers. Unauthorized use of original papers or translated papers is prohibited. Please be sure to cite the original publication when referencing. For details, please refer to the copyright regulations of the Institute of Image Information and Television Engineers.

3.2 検索処理

症例間の類似度は、病変のヒストグラム同士の類似度に基づいて自動計算する。ヒストグラムの類似度は、Histogram Intersection algorithm¹⁵⁾を用いて計算する。Histogram Intersection algorithmによる二つのヒストグラムの類似度は、ヒストグラムの重なり面積で定義される。具体的には、ヒストグラム同士の重なりが大きければ類似度は大きくなり、重なりが小さければ類似度は小さくなる。

4. 有用性評価

開発技術の有用性を確認するため、従来技術¹⁴⁾との検索精度の比較を行った。従来技術は、肺の上端下端抽出から病変識別まで開発技術と同様の方法で処理した。従来技術の検索処理は、文献¹⁴⁾の記載にしたがっている。具体的には、病変識別結果に基づき、各病変の体積率を算出する。ただし、診断において重視される領域に着目するため、蜂巢状影は、下肺野のみ、肺気腫影は、上肺野と下肺野それぞれの体積を算出する。そして、体積率を特徴量としてユークリッド距離により検索する。開発方式と従来方式との検索精度を比較することで、医学的知見に基づく領域分割の有用性を確認した。評価用データセットとして、176症例を用いた、これらの症例は、検索対象とするびまん性肺疾患の4種類の病変(浸潤影、すりガラス影、蜂巢状影、肺気腫影)のいずれかを主として含むものか、いずれも含まない正常の症例として医師が選択したものである。クエリの症例は、データベース内の症例との組み合わせによって検索精度が変動する可能性があるため、4種類の病変それぞれを主として含む症例の中から無造作に4症例ずつ選択した。残りの160症例をデータベース(浸潤影23症例、すりガラス影23症例、蜂巢状影25症例、肺気腫影25症例、正常64症例)として検索を行った。評価指標は、式(1)に示す平均適合率を用いた。式(1)において、 N は正解数、 k は順位、 $precision(k)$ は k 位の適合率、 I_k は k 位の検索結果が正解であれば1、正解でなければ0となる変数をそれぞれ表す。平均適合率は、正解の検索順位が上がればより大きな値をとる。

$$Average\ Precision = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k \times precision(k) \quad (1)$$

4種類の病変それぞれを主として含むクエリ4症例について、上位 n 位までの平均適合率の平均値を図16に示す。平均適合率の平均値での比較は、クエリ症例とデータベース内の症例との組み合わせによる検索精度の変動を抑制するためである。目指すべき検索として、ユーザは、検索結果上位1位から結果を確認するため、クエリに類似する症例は、上位1位となるか、上位1位に近い順番で得られることが望ましい。本稿では、「検索結果の上位5位に類似症例が含まれていれば実務上有用である」という医師のコメントに基づき、上位5位までの平均適合率を比較した。図16より、上位5位までにおいて、開発技術、従来方式の平均

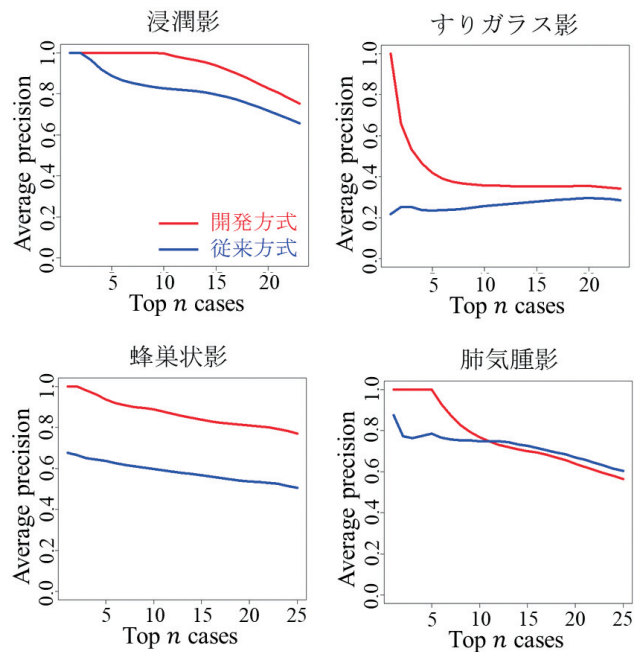


図16 開発方式と従来方式による平均適合率の平均評価結果

適合率の平均はそれぞれ0.84, 0.64であった。この結果より、医学的知見に基づく領域分割によって、検索上位5位までの検索精度が向上することが示された。検索上位5位までに関して病変別に確認すると、浸潤影、蜂巢状影、肺気腫影は、9割程度の検索精度が得られている。一方、すりガラス影は、他の病変と比較して検索精度が低いことを確認した。すりガラス影は、悪化すると浸潤影なる傾向があり、浸潤影を主とする症例の中にすりガラス影が含まれる症例がある。浸潤影を主とする症例におけるすりガラス影の面積が、すりガラス影を主とする症例のすりガラス影の面積より大きい場合、浸潤影を主とする症例の検索順位が高くなるためである。また、画像診断支援への実用性を評価するため、医師による視覚評価を行った。具体的には、4種類の病変それぞれから3症例をクエリとし、開発技術による検索で得られた上位3症例の結果を病変の立体的な分布の類似性を5段階で3名の医師が評価した。その結果、平均3.9と概ね類似する症例が検索可能であることを確認した。

5. 応用事例

開発技術の応用事例として、医療用画像管理システム(Picture Archiving and Communication System: PACS)への応用が考えられる。検索対象となる患者の症例と、データベースに保存された過去の症例をPACSへ読み込むことで、患者のCT画像の症例と病変の立体的な広がり方が類似した過去の症例を検索する。そして、検索で得られた類似症例に紐づく病名やカルテ情報、カルテ情報の統計を医師に提示することで、医師による診断を支援する。開発技術により、手作業で文献などから類似症例を探していた医師の診断業務の効率化が期待でき、医師が判断に時間

For cases requiring diagnostic testing, it is possible to reduce the time it takes for doctors to assess a case by up to approximately one-sixth. As a result, it is expected that this will reform the way busy doctors work by reducing their workload, reduce the burden on patients of returning to the hospital by enabling same-day explanations of diagnosis results, and make it possible to present treatments that are appropriate for each individual patient by utilizing treatment and medication information in medical records linked to similar past cases. The developed technology is based on the global standard known as DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine).

Because it targets medical images, which are important for the medical community, it is expected to be widely applied not only in specific medical institutions but throughout Japan and even overseas. In addition to medical institutions, it is also expected to be utilized by image interpretation companies that provide image diagnosis services to medical institutions that lack lung specialists.

The developed technology is also being applied to the development of imaging diagnostic support technology for COVID-19 infection.

One of the findings of CT images is that the spatial distribution of lesions is said to be characteristic. By utilizing part of this technology and performing image analysis that takes into account the spatial distribution of the region of interest, it is possible to

It can estimate the possibility of COVID-19 pneumonia findings and assist doctors in image diagnosis. Finally, we will discuss the versatility of

the developed technology to other body parts. In the processing for estimating the three-dimensional spread of lesions in the developed technology, a similar framework can be used for (1) to (3) by learning the AI parameters using CT images of other body parts. We believe that (4) to (5) can be applied by interviewing doctors about their views on other body parts and customizing them based on the interview results. As with the lungs, the search processing is performed by identifying the area that needs to be searched based on the three-dimensional distribution of lesions within the organs.

6. Conclusion

This paper introduced a 3D similar case image retrieval technology that searches for past cases with similar 3D distribution of lesions spreading within organs by combining the doctor's perspective when performing image diagnosis with image analysis. The developed technology has been confirmed to have the potential to improve the efficiency of image diagnosis work through average precision rates and visual evaluation by doctors. In addition, as application examples of the developed technology, we have demonstrated the development of a medical image management system and image diagnosis support technology for COVID-19 infections. In the future, we hope to expand

this technology beyond the lungs to various other organs, not only to support doctors in their diagnostic imaging work but also to contribute to improving people's well-being.

Acknowledgments Evaluation of 3D Similar Case Image Search Technology

We would like to express our gratitude to Professor Kazuo Awai and the members of the Laboratory of Diagnostic Radiology, Graduate School of Biomedical Sciences, Hiroshima University, for their cooperation up to this point.

【文 献】

- 1) 松浦龍太郎：“シリーズ：医療現場での放射線管理第1回医用X線

CT装置使用に対する作業環境管理と医療被ばく・職業被ばくの管理”，Isotope News, 769 (2020)

- 2) 遠藤啓吾：“放射線医学の進歩で患者に優しい医療に”，<https://www.med.or.jp/nichinews/n190105j.html> (2007)
- 3) 厚生労働省:令和2年社会医療診療行為別統計 (2021)
- 4) 日本放射線科専門医会・医会 (JCR)：“放射線科医とは?放射線科医にお任せください”，https://jcr.or.jp/radiologist/radiology_doctor/
- 5) 富士通株式会社：“CT検査におけるAIを活用した類似症例画像検索を開発”，<https://pr.fujitsu.com/jp/news/2017/06/23.html> (2017)
- 6) 武部浩明，森脇康貴，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，小澤亮夫，村尾晃平，荻野康晴，M. Wang, R. Liu：“病変の性状と3次元分布に基づくCT画像に対する類似症例画像検索”，信学技報，PRMU 2017, 117, pp.57-62 (2017)
- 7) Y. Moriwaki, N. Miyazaki, H. Takebe, T. Baba, H. Terada, T. Higaki, K. Awai, M. Nakagawa, A. Ozawa, K. Kitayama and Y. Ogino: "Similar CT image retrieval method based on lesion nature and its three-dimensional distribution", Proc. SPIE 10950, Medical Imaging 2019 (2019)
- 8) 武部浩明，森脇康貴，宮崎信浩，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，小林弘岳，中川真智子，嶋田雅彦，北山健児：“ディープラーニングを用いたびまん性肺疾患の異常陰影識別と異常陰影量の定量化”，信学技報，PRMU 2019, 119, 235, pp.67-72 (2019)
- 9) 宮崎信浩，武部浩明，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，嶋田雅彦：“撮影条件が異なるCT画像に対してロバストな病変識別を実現するディープラーニング向け学習データ拡張方式の提案”，信学技報，PRMU 2021, 121, 304, pp.130-135 (2021)
- 10) H. Terada, T. Higaki, H. Takebe, T. Baba, N. Miyazaki, Y. Moriwaki, H. Sakane, W. Fukumoto and K. Awai: "Content-based CT image retrieval system using deep learning: Preliminary assessment of its accuracy for classifying lesion patterns and retrieving similar cases among patients with disuse lung diseases", Hiroshima Journal of Medical Sciences (2022)
- 11) 宮崎信浩，武部浩明，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫：“医療画像診断支援向け肺の胸壁付近の浸潤影に対応した臓器抽出”，信学総大 (2023)
- 12) M. Endo, T. Aramaki, K. Asakura, M. Moriguchi, M. Akimaru, A. Osawa, R. Hisanaga, Y. Moriya, K. Shimura, H. Furukawa and K. Yamaguchi: "Content-based image-retrieval system in chest computed tomography for a solitary pulmonary nodule: method and preliminary experiments", International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 7, 2, pp.331-338 (2012)
- 13) 小塚和紀，高田和豊，近藤堅司，清野正樹，田中雅人，坂井豊彦，木村浩彦：“多様な肺疾患の診断・教育を支える類似症例検索技術の開発”，信学技報，MI2013-81, 113, 410, pp.139-142 (2014)
- 14) 山下洋平，徐睿，平野靖，木戸，尚治，形部倫子，本田修，富山憲幸：“3次元胸部CT画像を用いたびまん性肺疾患に対する類似画像検索”，信学技報，MI2013-125, 113, 410, pp.361-364 (2014)
- 15) M.J. Swain and D.H. Ballard: "Color indexing", International Journal of Computer Vision, 7, pp.11-32 (1991)



みやざき のぶひろ
宮崎 信浩 2014年，関西大学大学院理工学研究科システムデザイン専攻修士課程修了。同年，富士通（株）に入社。画像認識等の研究開発に従事。



たけべ ひろまさ
武部 浩明 1995年，東京大学大学院修士課程（数理科学）修了。同年，富士通（株）に入社。2014年，九州大学大学院博士後期課程単位取得退学。現在，画像認識等の研究に従事。博士（工学）。正会員。



もりわ き
やすたか
森脇 康貴 2016年，大阪大学大学院基礎工学研究科機能創成専攻修士課程修了。同年，富士通（株）に入社。3次元類似症例画像検索技術，統制語彙作成支援技術の研究開発に従事。

【Copyrights to Machine-Translated Content】

The copyright of the original papers published on this website belongs to the Institute of Image Information and Television Engineers. Unauthorized use of original papers or translated papers is prohibited. Please be sure to cite the original publication when referencing. For details, please refer to the copyright regulations of the Institute of Image Information and Television Engineers.

を要する症例に対し、医師が症例を判断する時間を最大約1/6に短縮できる可能性がある。その結果、業務負担低減による多忙な医師の働き方改革や、患者への診断結果の即日説明の実現による患者の再来院負担低減、過去の類似症例に紐づくカルテ情報内の治療法や投薬情報を活用することによる患者一人ひとりに適した治療を提示可能となることが期待される。開発技術は、DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) と呼ばれる世界標準規格である医用画像を対象としているため、特定の医療機関だけでなく、日本全国、さらには海外での幅広い応用が期待される。また、医療機関に加え、肺に関する専門家が不足する医療機関に対して画像診断を代行する読影会社などの利活用も期待される。

開発技術は、新型コロナウイルス感染症の画像診断支援技術の開発にも応用している。COVID-19肺炎の典型的なCT画像所見の一つとして、病変の空間的な分布に特徴があるとされている。本技術の一部を活用し、関心領域の空間的な分布を考慮した画像解析を行うことで、CT画像がCOVID-19肺炎の所見を有する可能性を推定し、医師の画像診断を支援することができる。

最後に開発技術の他部位への汎用性について述べる。開発技術における病変の立体的な広がり推定処理において、(1)～(3)は、他部位のCT画像を用いてAIのパラメータを学習することで、同様のフレームワークが利用可能である。(4)～(5)は、他部位に関する医師の見方をヒアリングし、ヒアリング結果を基にカスタマイズすることで、応用可能であると考えている。検索処理は、肺と同様に、臓器内の病変の立体的な分布に基づいて検索が必要な部位に応用可能である。

6. むすび

本稿では、画像診断を行う際の医師の見方と画像解析を融合することで、臓器内に広がる病変の3次元分布が類似する過去の症例を検索する3次元類似症例画像検索技術を紹介した。開発技術は、平均適合率や医師による視覚評価によって、画像診断業務の効率化への見込みを確認した。また、開発技術の応用事例として、医療用画像管理システムや新型コロナウイルス感染症の画像診断支援技術の開発への応用を紹介した。

今後は、肺だけでなく、さまざまな臓器へ拡大していくことで、医師の画像診断業務の支援だけでなく、人々のウェルビーイング向上へ貢献していきたい。

謝辞 3次元類似症例画像検索技術の技術開発から評価までご協力頂いた栗井和夫教授をはじめとした広島大学大学院医系科学研究科放射線診断学研究室の方々に謝意を表す。

〔文 献〕

- 1) 松浦龍太郎：“シリーズ：医療現場での放射線管理第1回医用X線

CT装置使用に対する作業環境管理と医療被ばく・職業被ばくの管理”，Isotope News, 769 (2020)

- 2) 遠藤啓吾：“放射線医学の進歩で患者に優しい医療に”，<https://www.med.or.jp/nichinews/n190105j.html> (2007)
- 3) 厚生労働省:令和2年社会医療診療行為別統計 (2021)
- 4) 日本放射線科専門医会・医会 (JCR)：“放射線科医とは?放射線科医にお任せください”，https://jcr.or.jp/radiologist/radiology_doctor/
- 5) 富士通株式会社：“CT検査におけるAIを活用した類似症例画像検索を開発”，<https://pr.fujitsu.com/jp/news/2017/06/23.html> (2017)
- 6) 武部浩明，森脇康貴，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，小澤亮夫，村尾晃平，荻野康晴，M. Wang, R. Liu：“病変の性状と3次元分布に基づくCT画像に対する類似症例画像検索”，信学技報，PRMU 2017, 117, pp.57-62 (2017)
- 7) Y. Moriwaki, N. Miyazaki, H. Takebe, T. Baba, H. Terada, T. Higaki, K. Awai, M. Nakagawa, A. Ozawa, K. Kitayama and Y. Ogino: "Similar CT image retrieval method based on lesion nature and its three-dimensional distribution", Proc. SPIE 10950, Medical Imaging 2019 (2019)
- 8) 武部浩明，森脇康貴，宮崎信浩，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，小林弘岳，中川真智子，嶋田雅彦，北山健児：“ディープラーニングを用いたびまん性肺疾患の異常陰影識別と異常陰影量の定量化”，信学技報，PRMU 2019, 119, 235, pp.67-72 (2019)
- 9) 宮崎信浩，武部浩明，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫，嶋田雅彦：“撮影条件が異なるCT画像に対してロバストな病変識別を実現するディープラーニング向け学習データ拡張方式の提案”，信学技報，PRMU 2021, 121, 304, pp.130-135 (2021)
- 10) H. Terada, T. Higaki, H. Takebe, T. Baba, N. Miyazaki, Y. Moriwaki, H. Sakane, W. Fukumoto and K. Awai: "Content-based CT image retrieval system using deep learning: Preliminary assessment of its accuracy for classifying lesion patterns and retrieving similar cases among patients with disuse lung diseases", Hiroshima Journal of Medical Sciences (2022)
- 11) 宮崎信浩，武部浩明，馬場孝之，寺田大晃，檜垣徹，栗井和夫：“医療画像診断支援向け肺の胸壁付近の浸潤影に対応した臓器抽出”，信学総大 (2023)
- 12) M. Endo, T. Aramaki, K. Asakura, M. Moriguchi, M. Akimaru, A. Osawa, R. Hisanaga, Y. Moriya, K. Shimura, H. Furukawa and K. Yamaguchi: "Content-based image-retrieval system in chest computed tomography for a solitary pulmonary nodule: method and preliminary experiments", International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 7, 2, pp.331-338 (2012)
- 13) 小塚和紀，高田和豊，近藤堅司，清野正樹，田中雅人，坂井豊彦，木村浩彦：“多様な肺疾患の診断・教育を支える類似症例検索技術の開発”，信学技報，MI2013-81, 113, 410, pp.139-142 (2014)
- 14) 山下洋平，徐睿，平野靖，木戸，尚治，形部倫子，本田修，富山憲幸：“3次元胸部CT画像を用いたびまん性肺疾患に対する類似画像検索”，信学技報，MI2013-125, 113, 410, pp.361-364 (2014)
- 15) M.J. Swain and D.H. Ballard: "Color indexing", International Journal of Computer Vision, 7, pp.11-32 (1991)



宮崎 信浩 2014年，関西大学大学院理工学研究科システムデザイン専攻修士課程修了。同年，富士通（株）に入社。画像認識等の研究開発に従事。



武部 浩明 1995年，東京大学大学院修士課程（数理科学）修了。同年，富士通（株）に入社。2014年，九州大学大学院博士後期課程単位取得退学。現在，画像認識等の研究に従事。博士（工学）。正会員。



森脇 康貴 2016年，大阪大学大学院基礎工学研究科機能創成専攻修士課程修了。同年，富士通（株）に入社。3次元類似症例画像検索技術，統制語彙作成支援技術の研究開発に従事。