



(19) 中華民國智慧財產局

(12) 發明說明書公開本 (11) 公開編號：TW 201922174 A

(43) 公開日：中華民國 108 (2019) 年 06 月 16 日

(21) 申請案號：107138465

(22) 申請日：中華民國 107 (2018) 年 10 月 30 日

(51) Int. Cl. : A61B6/00 (2006.01)

A61B5/00 (2006.01)

G06T7/00 (2017.01)

G06N3/02 (2006.01)

(30) 優先權：2017/10/30 日本

2017-209232

2018/01/22 日本

2018-007967

2018/03/05 日本

2018-038828

(71) 申請人：公益財團法人癌症研究會 (日本) JAPANESE FOUNDATION FOR CANCER RESEARCH (JP)

日本

日商 A I 醫療服務股份有限公司 (日本) AI MEDICAL SERVICE INC. (JP)

日本

(72) 發明人：平澤俊明 HIRASAWA, TOSHIAKI (JP) ; 多田智裕 TADA, TOMOHIRO (JP) ; 青山和玄 AOYAMA, KAZUHARU (JP)

(74) 代理人：葉璟宗；卓俊傑

申請實體審查：無 申請專利範圍項數：12 項 圖式數：32 共 92 頁

(54) 名稱

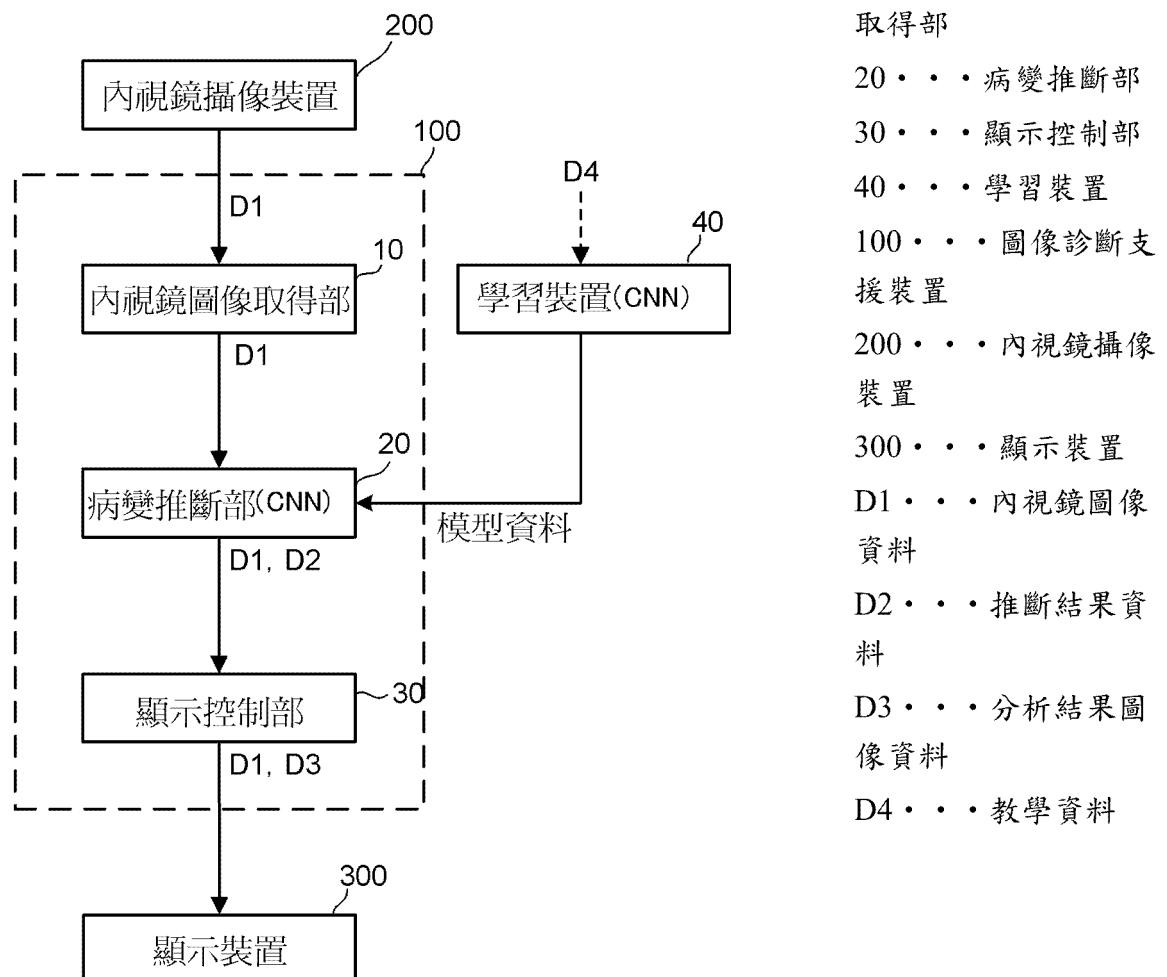
圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式

(57) 摘要

一種可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。圖像診斷支援裝置包括：病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於消化器官內視鏡圖像上的控制；且卷積神經網路根據藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵提取而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置來進行學習處理。

指定代表圖：

符號簡單說明：



【圖1】

【發明說明書】

【中文發明名稱】圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式

【技術領域】

【0001】 本發明是有關於一種圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。

【先前技術】

【0002】 癌症是世界上死因最高的疾病，根據世界衛生組織 (World Health Organization, WHO) 的統計，於 2015 年死亡 880 萬人，按臟器分類，包含胃或大腸等的消化系統佔據首位。尤其胃癌是世界上第五多的惡性腫瘤，且為世界上第三多的癌症關聯死亡的原因，每年產生約 100 萬的新病例，約 70 萬人死亡。胃癌患者的預後依存於診斷時的癌症的階段（進行度）。雖然已進行的胃癌為預後不良，但早期胃癌的 5 年生存率為 90% 以上，藉由迅速地發現早期的病灶，並以外科方式切除，可完全治好許多胃癌。因此，早期胃癌的內視鏡檢測是用於減少胃癌死亡率的最有效的方法，利用如內視鏡黏膜切除術 (Endoscopic Mucosal Resection, EMR) 或內視鏡黏膜下層剝離術 (Endoscopic Submucosal Dissection, ESD) 般的臟器保存型的內視鏡療法進行治療的技術的普及可對患者帶來極大的恩惠。

【0003】 消化器官的內視鏡檢查（特別是上部消化管內視鏡檢查（Esophagogastroduodenoscopy，EGD））是用於診斷胃癌的標準方法，但藉由利用 EGD 的觀察來檢測胃癌時的假陰性率據說是 26%（參照非專利文獻 1），而為高頻度。進而，大部分的胃癌自萎縮性黏膜中產生，早期胃癌的一部分僅顯示出微細的形態變化，而難與伴隨萎縮性變化的背景黏膜進行區分，因此經驗少的內視鏡醫生有看漏胃癌的傾向。因此，內視鏡醫生需要用於適當地檢測胃癌的特別的培訓與經驗，但積累有一定的經驗的內視鏡醫生的培養據說需要 1 萬張的圖像診斷經驗與 10 年的期間。

【0004】 於消化器官的內視鏡檢查中收集許多內視鏡圖像，但為了管理診斷精度，理想的是由內視鏡醫生進行內視鏡圖像的二次核對，於「用於對策型診察的胃內視鏡診察手冊」（一般社團法人日本消化器官癌症診察學會編）中規定必須二次核對。但是，內視鏡圖像的二次核對需要許多時間，因此對於醫療現場的內視鏡醫生而言成為沉重的負擔。

【0005】 而且，根據該些內視鏡圖像的診斷可謂是根據經驗與觀察的主觀判定，存在產生各種假陽性判斷及假陰性判斷的可能性。進而，醫療機器是只有機器自身的性能與操作者的準確的操作的兩條件得到滿足，才發揮最高度的性能者，但於內視鏡診斷中，有時因內視鏡醫生的疲勞而導致精度下降。為了彌補此種內視鏡醫生的個人問題，近年來，將利用機械學習的圖像辨識的精度已飛躍性地提昇的 AI（人工智慧：artificial intelligence）有效

地用作內視鏡醫生的支援，藉此期待內視鏡圖像的二次核對作業的精度與速度提昇。

【0006】 近年來，利用深度學習（深層學習）的 AI 於各種醫療領域中受到關注，有 AI 可代替專科醫生來進行包含放射線腫瘤學、皮膚癌分類、糖尿病性視網膜症、胃活檢的組織學分類、利用超擴大內視鏡的大腸病變的特徵建立的醫療領域的圖像診斷的各種報告。尤其，於顯微內視鏡水準中，AI 可展現出與專科醫生同等的精度已得到證明（參照非專利文獻 2）。另外，於皮膚科中，具有深度學習功能的 AI 發揮與專科醫生同等的圖像診斷能力已得到發表（參照非專利文獻 3），亦存在利用各種機械學習法的專利文獻（參照專利文獻 1、專利文獻 2）。

[現有技術文獻]

[專利文獻]

【0007】 [專利文獻 1]日本專利特開 2017-045341 號公報

[專利文獻 2]日本專利特開 2017-067489 號公報

[非專利文獻]

【0008】 [非專利文獻 1] 細川 (Hosokawa) O 等人，「肝胃腸病學 (Hepatogastroenterology)」.2007；54 (74)：442-4.

[非專利文獻 2][http://www.giejournal.org/article/S0016-5107\(14\)02171-3/fulltext](http://www.giejournal.org/article/S0016-5107(14)02171-3/fulltext)，「使用細胞內視鏡的用於結腸直腸病變的新型電腦輔助診斷系統 (Novel computer-aided diagnostic system for colorectal lesions by using endocytoscopy)」森悠一 (Yuichi

Mori) 等人. 於消化系統疾病周提出 (Presented at Digestive Disease Week)2014, 5 月 3 日 -6 日, 2014, 芝加哥, 伊利諾伊州, 美國

[非專利文獻 3]「自然 (Nature)」2017 年 2 月號, 卷首論文, 「學習皮膚的病變：強化人工智慧根據圖像檢測皮膚癌的能力」(<http://www.natureasia.com/ja-jp/nature/highlights/82762>)

【發明內容】

【0009】 [發明所欲解決之課題]

如上所述，已暗示 AI 的圖像辨識能力與人類專科醫生一樣，但於消化器官的常規內視鏡檢查中，使用 AI 的內視鏡圖像的診斷能力的診斷支援技術是尚未被導入醫療現場中，今後的實用化受到期待的狀況。

【0010】 本發明的目的是提供一種可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。

[解決課題之手段]

【0011】 本發明的圖像診斷支援裝置包括：

病變推斷部，利用卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0012】 本發明的資料收集方法針對被檢查者的消化管，使用所述圖像診斷支援裝置，將所述顯示控制部的顯示結果作為與消化管病變相關的資料來收集。

【0013】 本發明的圖像診斷支援方法使用如下的裝置，所述裝置包括：

病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0014】 本發明的圖像診斷支援程式使電腦執行：

利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊的處理；以及

生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述內視鏡圖像上的控制的處理；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0015】 與本發明中的利用病變部位（萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、黏膜色調的狀況）的特徵提取的判定相關的基準可由經驗豐富的內視鏡醫生高精度地設定，例如於本發明者的著作（「利用常規內視鏡觀察的早期胃癌的挑出與診斷」，平澤俊明/河内洋・著，藤崎順子・監修，日本醫療中心，2016年）中有詳細記載。

[發明的效果]

【0016】 根據本發明，可提供一種支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的技術。

【圖式簡單說明】

【0017】

圖 1 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置的整體結構的方塊圖。

圖 2 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置的硬體結構的圖。

圖 3 是表示本實施方式中的卷積神經網路的結構的圖。

圖 4 是表示本實施方式中的使分析結果圖像顯示於內視鏡圖像上的例子的圖。

圖 5 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的患者及病變的特徵的圖。

圖 6A 及圖 6B 是表示內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 7 是對在多個內視鏡圖像中存在癌症的情況進行說明的圖。

圖 8A 及圖 8B 是對由醫師所診斷的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所診斷的病變位置（範圍）的不同進行說明的圖。

圖 9 是表示對應於腫瘤的深度及腫瘤尺寸的不同的感度的變化的圖。

圖 10 是表示由卷積神經網路看漏的病變的詳細情況的圖。

圖 11A 至圖 11F 是表示存在由卷積神經網路看漏的病變的內視鏡圖像的圖。

圖 12 是表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病

變的詳細情況的圖。

圖 13A 至圖 13C 是表示包含由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的分析結果圖像的圖。

圖 14A 至圖 14F 是表示包含腺瘤、增生性息肉 (hyperplastic polyp) 或無蒂鋸齒狀腺瘤/息肉 (Sessile Serrated Adenoma/Polyps, SSAP) 的大腸的內視鏡圖像的圖。

圖 15A 至圖 15F 是表示包含罕見型的大腸息肉的大腸的內視鏡圖像的圖。

圖 16 是表示與用於學習用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的圖。

圖 17 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的圖。

圖 18 是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的圖。

圖 19A 及圖 19B 是表示卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 分類與組織分類的一致程度的圖。

圖 20 是針對 5 mm 以下的大腸息肉，表示 CNN 分類與組織分類的一致程度的圖。

圖 21A 至圖 21F 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 22A 至圖 22H 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 23 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的

患者及病變的特徵的圖。

圖 24A 至圖 24D 是表示第三評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 25 是表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的圖。

圖 26 是表示白色光感度、窄帶成像（Narrow Band Imaging，NBI）用窄帶光感度及綜合感度的圖。

圖 27 是表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的圖。

圖 28 是表示白色光感度及 NBI 用窄帶光感度的圖。

圖 29 是表示 CNN 分類與侵入深度的一致程度的圖。

圖 30 是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的圖。

圖 31A 至圖 31F 是表示將已由卷積神經網路錯誤檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。

圖 32A 至圖 32E 是表示將包含未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。

【實施方式】

【0018】 以下，根據圖式對本實施方式進行詳細說明。

【0019】 [圖像診斷支援裝置的整體結構]

首先，對本實施方式中的圖像診斷支援裝置 100 的結構進行說明。圖 1 是表示圖像診斷支援裝置 100 的整體結構的方塊圖。

圖 2 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置 100 的硬體結構的一例的圖。

【0020】 圖像診斷支援裝置 100 於消化器官（例如食道、胃、十二指腸或大腸等）的內視鏡檢查中，使用卷積神經網路（Convolutional Neural Network，CNN）所具有的內視鏡圖像的診斷能力，支援由醫師（例如內視鏡醫生）所進行的內視鏡圖像的診斷。於圖像診斷支援裝置 100 上連接有內視鏡攝像裝置 200（對應於本發明的「消化器官內視鏡攝像裝置」）及顯示裝置 300。

【0021】 內視鏡攝像裝置 200 例如為內置有攝像元件的電子內視鏡（亦稱為視訊內視鏡）、或於光學式內視鏡中安裝內置有攝像元件的相機頭而成的安裝有相機的內視鏡等。內視鏡攝像裝置 200 例如自被檢查者的口或鼻插入消化器官中，對該消化器官內的診斷對象部位進行拍攝。而且，內視鏡攝像裝置 200 將表示拍攝消化器官內的診斷對象部位所得的內視鏡圖像（對應於本發明的「消化器官內視鏡圖像」）的內視鏡圖像資料 D1（靜態圖像）輸出至圖像診斷支援裝置 100 中。再者，亦可為內視鏡動態圖像，而非內視鏡圖像資料 D1。

【0022】 顯示裝置 300 例如為液晶顯示器，將自圖像診斷支援裝置 100 中輸出的分析結果圖像可辨識地顯示給醫師。

【0023】 圖像診斷支援裝置 100 是包括中央處理單元（Central Processing Unit，CPU）101、唯讀記憶體（Read Only Memory，ROM）102、隨機存取記憶體（Random Access Memory，RAM）

103、外部記憶裝置（例如快閃記憶體）104、及通信接口 105、圖形處理單元（Graphics Processing Unit，GPU）106 等作為主要的組件的電腦。

【0024】 圖像診斷支援裝置 100 的各功能例如藉由 CPU101 參照記憶於 ROM102、RAM103、外部記憶裝置 104 等中的控制程式（例如圖像診斷支援程式）或各種資料（例如內視鏡圖像資料、教學資料、卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等））等來實現。再者，RAM103 例如作為資料的作業區域或臨時退避區域發揮功能。

【0025】 再者，各功能的一部分或全部亦可藉由代替利用 CPU 的處理的利用數位訊號處理器（Digital Signal Processor，DSP）的處理來實現、或者藉由利用 CPU 的處理與利用 DSP 的處理一同來實現。另外，同樣地，各功能的一部分或全部亦可藉由代替利用軟體的處理的利用專用的硬體電路的處理來實現、或者藉由利用軟體的處理與利用專用的硬體電路的處理一同來實現。

【0026】 如圖 1 所示，圖像診斷支援裝置 100 包括內視鏡圖像取得部 10、病變推斷部 20、顯示控制部 30。學習裝置 40 具有生成圖像診斷支援裝置 100 中所使用的卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等）的功能。

【0027】 [圖像取得部]

圖像取得部 10 取得自內視鏡攝像裝置 200 中輸出的內視鏡圖像資料 D1。而且，圖像取得部 10 將所取得的內視鏡圖像資料 D1

輸出至病變推斷部 20 中。再者，圖像取得部 10 於取得內視鏡圖像資料 D1 時，可自內視鏡攝像裝置 200 直接取得，亦可取得儲存於外部記憶裝置 104 中的內視鏡圖像資料 D1、或經由網際網路線路等所提供的內視鏡圖像資料 D1。

【0028】 [病變推斷部]

病變推斷部 20 使用卷積神經網路，推斷由自內視鏡圖像取得部 10 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像內所存在的病變的病變名（名稱）與病變位置（位置）、及該病變名與病變位置的準確度。而且，病變推斷部 20 將自內視鏡圖像取得部 10 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 與表示病變名、病變位置及準確度的推斷結果的推斷結果資料 D2 輸出至顯示控制部 30 中。

【0029】 於本實施方式中，病變推斷部 20 推斷概率分數作為表示病變名及病變位置的準確度的指標。概率分數由大於 0、且 1 以下的值表示。概率分數越高，意味著病變名及病變位置的準確度越高。

【0030】 再者，概率分數是表示病變名及病變位置的準確度的指標的一例，可使用其他任意的形態的指標。例如，概率分數可為由 0%~100% 的值表示的形態，亦可為由幾個等級的水準值中的任一個表示的形態。

【0031】 卷積神經網路是前饋型（feed forward）神經網路的一種，且為基於腦的視覺區的結構中的見識者。基本上，變成使擔負圖像的局部的特徵提取的卷積層、及於各局部將特徵匯總的池

化層 (pooling layer) (子採樣層 (subsampling layer)) 重覆的結構。根據卷積神經網路的各層，持有多個神經元 (Neuron)，各個神經元以如與視覺區對應般的形態來配置。各個神經元的基本的工作包含訊號的輸入與輸出。但是，各層的神經元間於相互傳遞訊號時，並不將所輸入的訊號直接輸出，而對各個輸入設定連接權 (connection weight)，當其加權的輸入的總和已超過各神經元中所設定的臨限值時，將訊號輸出至下一層的神經元中。先根據學習資料來算出該些神經元間的連接權。藉此，藉由輸入即時的資料，可進行輸出值的推斷。只要是可實現該目的的卷積神經網路，則構成其的演算法並無特別限定。

【0032】 圖 3 是表示本實施方式中的卷積神經網路的結構的圖。再者，卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等）與圖像診斷支援程式一同被儲存於外部記憶裝置 104 中。

【0033】 如圖 3 所示，卷積神經網路例如具有特徵提取部 Na 與辨識部 Nb。特徵提取部 Na 實施自所輸入的圖像（內視鏡圖像資料 D1）中提取圖像特徵的處理。辨識部 Nb 根據由特徵提取部 Na 所提取的圖像特徵而輸出與圖像相關的推斷結果。

【0034】 特徵提取部 Na 是使多個特徵量提取層 (Na1、Na2 · · ·) 分階層地連接來構成。各特徵量提取層 (Na1、Na2 · · ·) 包括卷積層 (Convolution layer)、激活層 (Activation layer) 及池化層 (Pooling layer)。

【0035】 第一層的特徵量提取層 Na1 藉由光柵掃瞄而每隔規定

尺寸對所輸入的圖像進行掃描。而且，特徵量提取層 Na1 藉由卷積層、激活層及池化層來對經掃描的資料實施特徵量提取處理，藉此提取輸入圖像中所包含的特徵量。第一層的特徵量提取層 Na1 例如提取於水平方向上延長的線狀的特徵量或於傾斜方向上延長的線狀的特徵量等比較簡單的單獨的特徵量。

【0036】 第二層的特徵量提取層 Na2 例如藉由光柵掃瞄而每隔規定尺寸對自上一階層的特徵量提取層 Na1 所輸入的圖像（亦稱為特徵圖）進行掃描。而且，特徵量提取層 Na2 同樣對經掃描的資料實施利用卷積層、激活層及池化層的特徵量提取處理，藉此提取輸入圖像中所包含的特徵量。再者，第二層的特徵量提取層 Na2 一面參照第一層的特徵量提取層 Na1 所提取的多個特徵量的位置關係等一面進行統合，藉此提取更高維度的複合的特徵量。

【0037】 第二層以後的特徵量提取層（圖 3 中，為了便於說明，僅表示兩個階層的特徵量提取層 Na）執行與第二層的特徵量提取層 Na2 相同的處理。而且，最終層的特徵量提取層的輸出（多個特徵圖的圖內的各值）被輸入至辨識部 Nb 中。

【0038】 辨識部 Nb 例如包含使多個全連接層（Fully Connected）分階層地連接而成的多層感知器。

【0039】 辨識部 Nb 的輸入側的全連接層與自特徵提取部 Na 取得的多個特徵圖的圖內的各值全連接，一面相對於所述各值使權重係數變化一面進行積和演算後輸出。

【0040】 辨識部 Nb 的下一階層的全連接層與上一階層的全連接

層的各元件所輸出的值全連接，一面相對於所述各值使權重係數不同一面進行積和演算。而且，於辨識部 Nb 的最後段設置輸出內視鏡圖像內所存在的病變的病變名與病變位置、及該病變名與病變位置的概率分數(準確度)的層(例如，歸一化指數函數(softmax function)等)。

【0041】 卷積神經網路能夠以先使用事先由經驗豐富的內視鏡醫生進行了標記處理的參考資料(以下，稱為「教學資料」)進行學習處理，藉此可根據所輸入的內視鏡圖像輸出所期望的推斷結果(此處為病變名、病變位置及概率分數)的方式保有推斷功能。

【0042】 本實施方式中的卷積神經網路以如下方式構成：輸入內視鏡圖像資料 D1(圖 3 的(輸入)input)，並將對應於由該內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像的圖像特徵的病變名、病變位置及概率分數作為推斷結果資料 D2 而輸出(圖 3 的(輸出)output)。

【0043】 再者，卷積神經網路亦可更適宜地設為除內視鏡圖像資料 D1 以外，可輸入涉及年齡、性別、地域、或過往病史的資訊的結構(例如，作為辨識部 Nb 的輸入元件來設置)。實際臨床中的真實世界資料(real world data)的重要性特別受到重視，因此藉由追加此種患者屬性的資訊，於實際臨床中，可開展成更有用的系統。即，內視鏡圖像的特徵與涉及年齡、性別、地域或過往病史的資訊具有關聯關係，除內視鏡圖像資料 D1 以外，使卷積神經網路參照年齡等患者屬性資訊，藉此可變成可更高精度地推斷病變名、病變位置的結構。有時疾病的病態亦因地域或人種而不同，

因此尤其當於國際上有效地利用本發明時，該方法是應採納的事項。

【0044】 另外，除利用卷積神經網路的處理以外，病變推斷部 20 亦可進行轉換成內視鏡圖像的尺寸或縱橫比的處理、內視鏡圖像的顏色分割處理、內視鏡圖像的顏色轉換處理、顏色提取處理、亮度梯度提取處理等作為前處理。

【0045】 [顯示控制部]

顯示控制部 30 生成於由自病變推斷部 20 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像上，顯示由自病變推斷部 20 中輸出的推斷結果資料 D2 表示的病變名、病變位置及概率分數的分析結果圖像。而且，顯示控制部 30 將內視鏡圖像資料 D1 與表示所生成的分析結果圖像的分析結果圖像資料 D3 輸出至顯示裝置 300 中。於此情況下，亦可連接內視鏡圖像的病變部的結構強調或色彩強調、高對比度化、高精細化等的數位圖像處理系統，實施幫助觀察者的理解與判定的加工後進行顯示。

【0046】 顯示裝置 300 使由分析結果圖像資料 D3 表示的分析結果圖像顯示於由自顯示控制部 30 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像上。所顯示的內視鏡圖像及分析結果圖像例如可用於內視鏡圖像的二次核對作業。另外，於本實施方式中，至顯示一張內視鏡圖像及分析結果圖像為止的時間非常快，因此除內視鏡圖像的二次核對作業以外，亦可作為內視鏡動畫而用於醫師所進行的即時的診斷輔助。

【0047】 圖 4 是表示本實施方式中的使分析結果圖像顯示於內視鏡圖像上的例子的圖。如圖 4 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由病變推斷部 20 所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 50、病變名（早期癌：早期胃癌（early stomach cancer））及概率分數（0.8）。於本實施方式中，就對喚起參照分析結果圖像的醫師的注意加以促進的觀點而言，當概率分數為某一臨限值（例如，0.4）以上時，表示由病變推斷部 20 所推斷的病變位置（範圍）的矩形框利用黃色來顯示。即，顯示控制部 30 對應於由自病變推斷部 20 中輸出的推斷結果資料 D2 表示的概率分數，變更確定分析結果圖像中的病變位置的病變位置確定資訊（本實施方式中為矩形框）的顯示形態。再者，矩形框 52 僅供參考，其表示已由醫師診斷為胃癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中，但表示變成與熟練的內視鏡醫生的判定相同的結果。

【0048】 [學習裝置]

學習裝置 40 輸入記憶於未圖示的外部記憶裝置中的教學資料 D4，針對學習裝置 40 的卷積神經網路進行學習處理，以使病變推斷部 20 的卷積神經網路可根據內視鏡圖像資料 D1 推斷病變位置、病變名及概率分數。

【0049】 於本實施方式中，學習裝置 40 將由內視鏡攝像裝置 200 對被檢查者的消化器官進行拍攝所得的內視鏡圖像（對應於本發明的「消化器官腫瘤內視鏡圖像」），以及藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、黏膜色調的狀況的特徵提取而事先由醫師判

定的該內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置用作教學資料 D4 來進行學習處理。具體而言，學習裝置 40 以相對於將內視鏡圖像輸入至卷積神經網路中時的正解值（病變名及病變位置）的輸出資料的誤差（亦稱為損失）變小的方式，進行卷積神經網路的學習處理。

【0050】 於本實施方式中，於作為教學資料 D4 的內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、對被檢查者的消化器官內散布色素（例如靛藍胭脂紅、碘液）來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的消化器官內照射窄帶光（例如窄帶成像（Narrow Band Imaging，NBI）用窄帶光、藍光雷射成像（Blue Laser Imaging，BLI）用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。學習處理中的作為教學資料 D4 的內視鏡圖像主要使用日本頂級的癌症治療專科醫院的資料庫，具有豐富的診斷・治療經驗的日本消化器官內視鏡學會指導醫生對所有圖像進行詳細研究、挑選，並藉由精密的手動處理來進行對於病變的病變位置的做標記。成為參考資料的教學資料 D4（內視鏡圖像資料）的精度管理直接關係到圖像診斷支援裝置 100 的分析精度，因此由具有豐富的經驗的權威內視鏡醫生所進行的圖像挑選與病變鑑定、特徵提取的做標記是極其重要的步驟。

【0051】 內視鏡圖像的教學資料 D4 可為畫素值的資料，亦可為進行了規定的顏色轉換處理等的資料。另外，亦可使用紋理結構特徵、形狀特徵、寬度特徵等作為前處理者。再者，除內視鏡圖

像資料以外，教學資料 D4 亦可將涉及年齡、性別、地域或過往病史的資訊建立關聯來進行學習處理。

【0052】 再者，學習裝置 40 進行學習處理時的演算法可為公知的方法。學習裝置 40 例如使用公知的反向傳播(Backpropagation：誤差反向傳播法)，針對卷積神經網路實施學習處理，並調整網路參數（權重係數、偏差等）。而且，由學習裝置 40 實施了學習處理的卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等）例如與圖像診斷支援程式一同被儲存於外部記憶裝置 104 中。

【0053】 如以上所詳細說明般，於本實施方式中，圖像診斷支援裝置 100 包括：病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於消化器官內視鏡圖像上的控制。卷積神經網路根據藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵提取而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置來進行學習處理。

【0054】 根據如此構成的本實施方式，卷積神經網路根據針對多個被檢查者的各者事先獲得的多個消化器官的內視鏡圖像、及針對多個被檢查者的各者事先獲得的病變的病變名與病變位置的確定診斷結果來進行學習，因此能夠以短時間、且實質上匹敵經驗

豐富的內視鏡醫生的精度，推斷新的被檢查者的消化器官的病變名及病變位置。因此，於消化器官的內視鏡檢查中，可使用本發明的卷積神經網路所具有的內視鏡圖像的診斷能力，強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。於實際臨床中，內視鏡醫生亦可於診室中將本發明的卷積神經網路直接用作診斷支援工具，另一方面，亦可將自多個診室所傳送的內視鏡圖像設為中央診斷支援服務、或藉由經由網際網路線路的遠距離操作而用作對於遠方的機關的診斷支援服務。

【0055】 再者，所述實施方式均只不過是表示實施本發明時的具體化的一例者，並不藉由該些實施方式來限定性地解釋本發明的技術範圍。即，本發明可不脫離其主旨或其主要的特徵而以各種形態實施。

【0056】 [實驗例]

最後，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的評價試驗進行說明。

【0057】 [學習用資料集的準備]

準備 2004 年 4 月～2016 年 12 月所進行的 EGD 的內視鏡圖像作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集（教學資料）。EGD 是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡（GIF-H290Z、GIF-H290、GIF-XP290N、GIF-H260Z、GIF-Q260J、GIF-XP260、GIF-XP260NS、GIF-N260 等，奧林巴斯醫療系統（Olympus Medical Systems）公

司，東京）及標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉（EVIS LUCERA)CV-260/CLV-260、埃維斯·盧塞拉·埃立特(EVIS LUCERA ELITE) CV-290/CLV-290SL，奧林巴斯醫療系統公司）來收集。

【0058】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、對被檢查者的消化器官內散布色素（例如靛藍胭脂紅、碘液）來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的消化器官內照射窄帶光（例如 NBI 用窄帶光、BLI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因由送氣不足所引起的胃的伸展不良、活檢後的出血、暈光、鏡頭的模糊、失焦或黏液等而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除。

【0059】 最終，針對已於組織學上得到證明的 2,639 個胃癌，收集了 13,584 張內視鏡圖像作為學習用資料集。作為胃癌的專家的日本消化器官內視鏡學會指導醫生（於癌症專科醫院中具有 10 年以上的經驗，具有診斷 6,000 個病例以上的胃癌的實際成績）於所收集的內視鏡圖像中，以手動方式精密地對所有胃癌（早期癌（early cancer）或進行性癌（advanced cancer））的病變名及病變位置進行特徵提取的標記設定，而準備學習用資料集。

【0060】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將視覺幾何組（Visual Geometry Group，VGG）（<https://arxiv.org/abs/1409.1556>）作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與學習中

心 (Berkeley Vision and Learning Center, BVLC) 所開發的 Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用隨機梯度下降法 (stochastic gradient descent)，以 0.0001 的全域學習率 (global learning rate) 來進行微調整。為了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。

【0061】[評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，自 2017 年 3 月 1 日至 2017 年 3 月 31 日為止，將於公益財團法人癌症研究會有明醫院中接受了作為常規的臨床檢查的 EGD 的 69 名患者（胃癌 77 個病變）作為對象，收集了 2,296 張內視鏡圖像（胃）作為評價試驗用資料集。其結果，於 62 人中胃癌存在 1 個病變，於 6 人中胃癌存在 2 個病變，於 1 人中胃癌存在 3 個病變。所有 EGD 使用標準的內視鏡（GIF-H290Z，奧林巴斯醫療系統公司，東京）及標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉·埃立特（EVIS LUCERA ELITE）CV-290/CLV-290SL，奧林巴斯醫療系統公司）來實施。於 EGD 中，對胃內無遺漏地進行觀察，並拍攝內視鏡圖像，拍攝張數為每一名患者達到 18 張～69 張。

【0062】圖 5 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的患者及病變的特徵的圖。如圖 5 所示，腫瘤尺寸（直徑）的中位數為 24 mm，腫瘤尺寸（直徑）的範圍為 3 mm～170 mm。於肉眼分類中，表淺型（0-IIa、0-IIb、0-IIc、0-IIa+IIc、0-IIc+IIb、0-IIc+III）為 55 個病變（71.4%）而最多。於腫瘤的深度中，早

期胃癌（T1）為 42 個病變（67.5%），進行性胃癌（T2-T4）為 25 個病變（32.5%）。

【0063】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測胃癌進行評價。將可正確地檢測到胃癌的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測胃癌（病變），則輸出其病變名（早期胃癌或進行性胃癌）、病變位置及概率分數。

【0064】 再者，構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的胃癌中的若干胃癌存在於多個內視鏡圖像中，因此使用以下的定義進行評價試驗。

【0065】（定義 1）

當卷積神經網路於多個內視鏡圖像中檢測到相同（一個）的胃癌時，看作正解。圖 6A 及圖 6B 是對在多個內視鏡圖像中存在相同的癌症的情況進行說明的圖。於圖 6A、圖 6B 中，矩形框 54、矩形框 56 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）。矩形框 58 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）。圖 6A 表示於遠景中對胃癌進行拍攝所得的內視鏡圖像，圖 6B 表示於近視場中對該胃癌進行拍攝所得的內視鏡圖像。如圖 6A、圖 6B 所示，卷積神經網路於遠景中無法檢測到胃癌，但於近景中可檢

測到胃癌。於此種情況下，於本評價試驗中看作正解。

【0066】（定義 2）

即便於不同的內視鏡圖像中檢測到假陽性的病變（胃癌），當該些病變（胃癌）為相同的病變時，亦將該些病變（胃癌）看作一個病變。

【0067】（定義 3）

由於存在胃癌的病變位置（範圍）的邊界線不明確的情況，因此將卷積神經網路檢測到胃癌的一部分的情況看作正解。圖 7 是對由醫師所診斷的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所診斷的病變位置（範圍）的不同進行說明的圖。於圖 7 中，矩形框 60 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）。矩形框 62 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）。如圖 7 所示，在由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）之間存在差異。如此，當卷積神經網路檢測到胃癌的至少一部分時，於本評價試驗中看作正解。

【0068】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）、式（2）來算出檢測胃癌的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值（Positive Predictive Value，PPV）。

感度 = (卷積神經網路所檢測到的胃癌的數量) / (構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的胃癌的數量 (77)) · · · (1)

陽性預測值 = (卷積神經網路所檢測到的胃癌的數量) / (卷積神經網路已診斷為胃癌的病變的數量) · · · (2)

【0069】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路於 47 秒的短時間內使對構成評價試驗用資料集的 2,296 張內視鏡圖像進行分析的處理結束。另外，卷積神經網路檢測到 77 個胃癌（病變）中的 71 個胃癌。即，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度為 92.2%。

【0070】 圖 8A 及圖 8B 是表示內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 8A 是於胃體中部小彎中略微存在平坦的紅色病變的內視鏡圖像。胃癌與背景黏膜的萎縮類似，因此可認為即便是內視鏡醫生，亦難以根據圖 8A 的內視鏡圖像檢測胃癌。圖 8B 是表示卷積神經網路檢測到胃癌（0-IIc，5 mm，tub1，T1a）的分析結果圖像。於圖 8B 中，矩形框 64 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）。矩形框 66 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）。

【0071】 圖 9 是表示於本評價試驗中，對應於腫瘤的深度及腫瘤尺寸的不同的感度的變化的圖。如圖 9 所示，卷積神經網路檢測到腫瘤尺寸（直徑）為 6 mm 以上的 71 個胃癌中的 71 個胃癌（98.6%）。另外，卷積神經網路檢測到所有浸潤性癌（T1b、T2、T3、T4a）。

【0072】 另一方面，卷積神經網路看漏了 6 個胃癌。6 個胃癌中的 5 個是微小的癌（腫瘤尺寸 ≤ 5 mm）。所看漏的所有胃癌是就連內視鏡醫生亦難以與胃炎進行區分的分化型黏膜內癌。再者，胃

黏膜內癌的倍增時間（腫瘤的體積變成 2 倍的時間）一般認為是 2 年～3 年，因此可認為即便看漏此種小的癌，於每年的 EGD 中亦作為黏膜內癌受到檢測，並不妨礙本發明的卷積神經網路的有用性與臨床應用。

【0073】 圖 10 是表示由卷積神經網路看漏的病變（胃癌）的詳細情況的圖。圖 11A 至圖 11F 是表示存在由卷積神經網路看漏的病變的內視鏡圖像（分析結果圖像）的圖。

【0074】 於圖 11A 中，矩形框 70 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部大彎，0-IIc，3 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。於圖 11B 中，矩形框 72 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（胃體中部的小彎，0-IIc，4 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0075】 於圖 11C 中，矩形框 74 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部後壁，0-IIc，4 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。於圖 11D 中，矩形框 76 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部後壁，0-IIc，5 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0076】 於圖 11E 中，矩形框 78 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部大彎，0-IIc，5 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。矩形框 80 是由卷積神經網路推斷為胃癌的非癌性病變（幽門環）。於圖 11F 中，矩形框 82 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（胃體下部的前壁，0-IIc，16 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0077】 另外，卷積神經網路將 161 個非癌性病變作為胃癌來檢

測。陽性預測值為 30.6%。圖 12 是表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的詳細情況的圖。如圖 12 所示，作為胃癌所檢測到的非癌性病變的大致一半是伴隨色調的變化或不規則的黏膜表面的變化的胃炎。內視鏡醫生難以將此種胃炎與胃癌進行區分的情況亦多，有利用胃活檢的胃癌診斷的陽性反應預測值（Positive Predictive Value，PPV）為 3.2%～5.6%的報告。關於癌症的臨床診斷，癌症檢測的看漏與患者喪失治療機會相關聯，因此假陰性比假陽性更成為問題。若考慮由內視鏡醫生所進行的活檢的 PPV 低，則可認為卷積神經網路的 PPV 於臨床上可充分容許。

【0078】 圖 13A 至圖 13C 是表示包含由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的分析結果圖像的圖。於圖 13A 中，矩形框 84 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎（伴隨不整齊的黏膜表面結構的腸上皮化生）的病變位置（範圍）。於圖 13B 中，矩形框 86 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎（由局部的萎縮所產生的白色黏膜）的病變位置（範圍）。於圖 13C 中，矩形框 88 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎（由慢性胃炎所引起的黏膜的發紅）的病變位置（範圍）。

【0079】 繼而，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的第二評價試驗進行說明。

【0080】 [學習用資料集的準備]

準備 2013 年 12 月～2017 年 3 月所進行的大腸的內視鏡檢查

12,895 例的內視鏡圖像作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集（教學資料）。於內視鏡圖像中包含已於組織學上由認定病理學者證明的腺癌、腺瘤、增生性息肉、無蒂鋸齒狀腺瘤/息肉（sessile serrated adenoma/polyps，SSAP）、幼年性息肉、黑斑息肉（Peutz-Jeghers polyp）、炎症性息肉、淋巴球樣凝集塊等。EGD 是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉（EVIS LUCERA）：CF TYPE H260AL/I，PCF TYPE Q260AI、Q260AZI，H290I、H290Z，奧林巴斯醫療系統公司）來收集。

【0081】 圖 14A 表示包含突出型的腺瘤的大腸的內視鏡圖像。圖 14B 表示包含平坦型的腫瘤（參照虛線 90）的大腸的內視鏡圖像。圖 14C 表示包含突出型的增生性息肉的大腸的內視鏡圖像。圖 14D 表示包含平坦型的增生性息肉（參照虛線 92）的大腸的內視鏡圖像。圖 14E 表示包含突出型的 SSAP 的大腸的內視鏡圖像。圖 14F 表示包含平坦型的 SSAP（參照虛線 94）的大腸的內視鏡圖像。

【0082】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的大腸內照射窄帶光（例如 NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因糞便的殘留物、暈光、活檢後的出血而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除。

【0083】 圖 15A 表示對被檢查者的大腸內的黑斑息肉照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 15B 表示對被檢查者的大腸

內的黑斑息肉照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 15C 表示對被檢查者的大腸內的炎症性息肉照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 15D 表示對被檢查者的大腸內的炎症性息肉照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 15E 表示對在被檢查者的大腸內看起來像是息肉狀區域的非腫瘤性黏膜進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 15F 表示對在被檢查者的大腸內看起來像是息肉狀區域的淋巴球集合體進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【0084】 最終，作為學習用資料集，收集與已於組織學上得到證明的 4,752 個大腸息肉相關的 20,431 張內視鏡圖像，並且收集了與正常的大腸黏膜相關的 4,013 張內視鏡圖像。於所收集的內視鏡圖像中，以手動方式精密地對所有大腸息肉的病變名（種類）及病變位置進行了特徵提取的標記設定。圖 16 是表示與用於學習用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的圖。再者，於圖 16 中，當於一張內視鏡圖像中包含多個大腸息肉時，將該多個大腸息肉的各者作為不同的內視鏡圖像來計算。

【0085】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將單次多盒檢測器（Single Shot MultiBox Detector，SSD）（<https://arxiv.org/abs/1512.02325>）作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與學習中心（Berkeley Vision and Learning Center，BVLC）所開發的

Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用隨機梯度下降法，以 0.0001 的全域學習率來進行微調整。為了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。對應於各圖像的尺寸調整，進行了相對於病變的病變位置的標記的尺寸變更。

【0086】 [評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，將自 2017 年 1 月 1 日至 2017 年 3 月 31 日為止，接受了作為常規的臨床檢查的 EGD 的 174 名患者作為對象，收集了包含具有大腸息肉的 885 張內視鏡圖像的 6,759 張內視鏡圖像(大腸)作為評價試驗用資料集。為了評價常規的臨床檢查中的圖像診斷支援裝置的診斷精度，亦收集了伴隨糞便或送氣不足的內視鏡圖像作為評價試驗用資料集。但是，伴隨炎症性腸疾病的內視鏡圖像存在診斷結果改變的可能性，因此自評價試驗用資料集中排除。另外，亦將伴隨活檢後的出血的內視鏡圖像、及內視鏡治療後的內視鏡圖像自評價試驗用資料集中排除。與學習用資料集同樣地，於作為評價試驗用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的大腸內照射窄帶光（例如 NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 17 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的圖。再者，於圖 17 中，當於一張內視鏡圖像中包含多個大腸息肉時，將該多個大腸息肉的各者作為不

同的內視鏡圖像來計算。

【0087】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測大腸息肉進行評價。將可正確地檢測到大腸息肉的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測大腸息肉，則輸出其病變名（種類）、病變位置及概率分數。

【0088】 再者，當要取得評價試驗的結果時，使用以下的定義進行評價試驗。

【0089】（定義 1）

當於由醫師所診斷的大腸息肉的病變位置（範圍）的 80% 以上的區域中，由卷積神經網路所診斷的大腸息肉的病變位置（範圍）重迭時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路根據內視鏡圖像而正確地檢測到大腸息肉，並看作正解。

（定義 2）

當卷積神經網路根據內視鏡圖像而將種類不同的兩個以上的大腸息肉作為相同的病變位置（範圍）來檢測時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路檢測到概率分數最高的種類的大腸息肉。

【0090】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）、式（2）來算出檢測大腸息肉的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值（PPV）。

感度 = (卷積神經網路所檢測到的大腸息肉的數量) / (構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的大腸息肉的數量) · · · (1)

陽性預測值 = (卷積神經網路所檢測到的大腸息肉的數量) / (卷積神經網路已診斷為大腸息肉的病變的數量) · · · (2)

【0091】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路以 48.7 張/秒(即每一張內視鏡圖像的分析處理時間 : 20 ms) 的快速的速度使對構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像進行分析的處理結束。另外，卷積神經網路於構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中推斷 1,247 個大腸息肉的病變位置，並正確地檢測到 1,172 個真正的(已於組織學上得到證明)大腸息肉中的 1,073 個大腸息肉。卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 92% 及 86%。

【0092】 具體而言，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 90% 及 82%。另外，於對被檢查者的大腸內照射窄帶光 (NBI 用窄帶光) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 97% 及 98%。

【0093】 另外，卷積神經網路於構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像(包含只有未滿 10 mm 的真正的大腸息肉)中推斷 1,143 個大腸息肉的病變位置，並正確地檢測到 1,143 個真正的大腸息肉中

的 969 個大腸息肉。卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 92% 及 85%。

【0094】 為了提昇卷積神經網路的診斷能力，重要的是對未由卷積神經網路正確地檢測到真正的大腸息肉，即看漏的理由進行驗證。因此，本發明者等人對由卷積神經網路錯誤地檢測到大腸息肉的內視鏡圖像（假陽性圖像）、及未由卷積神經網路檢測到真正的大腸息肉的內視鏡圖像（假陰性圖像）均進行了複查，並分類成若干類別。

【0095】 圖 18 是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的圖。如圖 18 所示，165 張假陽性圖像中的 64 張假陽性圖像（39%）是容易與大腸息肉進行區分的正常結構，其大部分是迴盲瓣（ $N = 56$ ）。另外，55 張假陽性圖像（33%）是大腸繩褶，其大部分是伴隨送氣不足的圖像。於其他假陽性圖像（20%）中包含容易與真正的大腸息肉進行區分，因暈光（ $N = 14$ ）、相機鏡頭的表面模糊（ $N = 4$ ）、污濁、污濁（ $N = 2$ ）或排泄物（ $N = 4$ ）而人為地產生的異常圖像。另外，12 張假陽性圖像（7%）被認為真正的息肉，但最終無法確認。

【0096】 另外，如圖 18 所示，可認為 89 張假陰性圖像中的 50 張假陰性圖像（56%）主要因小或暗而難以辨識大腸息肉的表面的質感，未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。另外，可認為 34 張假陰性圖像（38%）因大腸息肉被自側方拍攝、或被

部分地拍攝，故未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。另外，可認為 5 張假陰性圖像（6%）因大腸息肉非常大，故未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。

【0097】 另外，本發明者等人將已由卷積神經網路檢測並分類的大腸息肉的分類（CNN 分類）、與已於組織學上得到證明的大腸息肉的分類（組織分類）的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。圖 19A 及圖 19B 是表示 CNN 分類與組織分類的一致程度的圖。

【0098】 如圖 19A 所示，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 83%的大腸息肉的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉中的 97%的大腸息肉已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 86% 及 85%。另外，已於組織學上作為增生性息肉而得到證明的大腸息肉中的 47%的大腸息肉已由卷積神經網路作為增生性息肉而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 64% 及 90%。另外，已於組織學上作為 SSAP 而得到證明的大腸息肉的大多數已由卷積神經網路作為腺瘤（26%）或增生性息肉（52%）而錯誤地分類。

【0099】 如圖 19B 所示，於對被檢查者的大腸內照射窄帶光(NBI

用窄帶光)來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 81%的大腸息肉的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉中的 97%的大腸息肉已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力(分類能力)的陽性預測值及陰性預測值分別為 83%及 91%。

【0100】 另外，本發明者等人針對 5 mm 以下的大腸息肉，將已由卷積神經網路檢測並分類的大腸息肉的分類(CNN 分類)、與已於組織學上得到證明的大腸息肉的分類(組織分類)的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。圖 20 是針對 5 mm 以下的大腸息肉，表示 CNN 分類與組織分類的一致程度的圖。

【0101】 如圖 20 所示，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉($N=356$)中的 98%的大腸息肉($N=348$)已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力(分類能力)的陽性預測值及陰性預測值分別為 85%及 88%。另外，已於組織學上作為增生性息肉而得到證明的大腸息肉中的 50%的大腸息肉已由卷積神經網路作為增生性息肉而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力(分類能力)的陽性預測值及陰性預測值分別為 77%及 88%。另外，雖然未圖示，但於對被檢查者的大腸內照射窄帶光(NBI 用窄帶光)來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大

腸息肉 (N=142) 中的 97% 的大腸息肉 (N=138) 已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力 (分類能力) 的陽性預測值及陰性預測值分別為 84% 及 88%。如根據圖 19A 及圖 19B、圖 20 中所示的結果而明確般，顯示出卷積神經網路的診斷能力 (分類能力) 與大腸息肉的大小無關而同等。

【0102】 根據以上的第二評價試驗的結果，可知即便大腸息肉小，卷積神經網路亦能夠相當正確且以令人吃驚的速度有效地檢測大腸息肉，存在有助於減少大腸的內視鏡檢查中的大腸息肉的看漏的可能性。進而，可知卷積神經網路可將所檢測到的大腸息肉正確地分類，而強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。

【0103】 圖 21A 至圖 21F、圖 22A 至圖 22H 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 21A 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的大腸息肉 (腺瘤) 的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 21A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 110、病變名 (腺瘤 (Adenoma)) 及概率分數 (0.97)。再者，矩形框 112 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉 (腺瘤) 的病變位置 (範圍)，並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0104】 圖 21B 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的大腸息肉 (增生性息肉) 的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖

21B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 114、病變名（增生性息肉（Hyperplastic））及概率分數（0.83）。再者，矩形框 116 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（增生性息肉）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0105】 圖 21C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 118 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0106】 圖 21D 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的正常的大腸縹褶的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 21D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 120、病變名（腺瘤（Hyperplastic））及概率分數（0.70）。

【0107】 圖 21E 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測病變位置（範圍），但錯誤地分類的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 21E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 122、病變名（增生性息肉（Hyperplastic））及概率分數（0.54）。再者，矩形框 124 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0108】 圖 21F 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測病變位置

(範圍)，但錯誤地分類的大腸息肉（增生性息肉）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 21F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 126、病變名（腺瘤（Adenoma））及概率分數（0.62）。再者，矩形框 128 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（增生性息肉）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0109】 圖 22A 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 130、矩形框 132 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 130、矩形框 132 所示的大腸息肉（腺瘤）是非常小，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0110】 圖 22B 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 134 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 134 所示的大腸息肉（腺瘤）是昏暗，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0111】 圖 22C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 136 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的

病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 136 所示的大腸息肉（腺瘤）被自側方拍攝、或被部分地拍攝，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0112】 圖 22D 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 138 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 138 所示的大腸息肉（腺瘤）是非常大，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0113】 圖 22E 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的迴盲瓣（正常結構）的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 22E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 140、病變名（其他 (The others)）及概率分數（0.62）。

【0114】 圖 22F 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的正常的大腸繩褶的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 22F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 142、病變名（腺瘤 (Adenoma)）及概率分數（0.32）。

【0115】 圖 22G 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的暈光（人為的異常圖像）的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 22G 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由

卷積神經網路所推斷的病變位置(範圍)的矩形框 144、病變名(腺瘤 (Adenoma)) 及概率分數 (0.43)。

【0116】 圖 22H 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的息肉的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。該息肉被疑為真正的息肉，但最終無法確認。如圖 22H 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置(範圍)的矩形框 146、病變名 (增生性息肉 (Hyperplastic)) 及概率分數 (0.48)。

【0117】 繼而，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的第三評價試驗進行說明。

【0118】 [學習用資料集的準備]

準備 2016 年 2 月～2017 年 4 月所進行的食道的內視鏡圖像 8,428 張 (384 人) 作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集 (教學資料)。於內視鏡圖像中包含已於組織學上由認定病理學者證明的食道癌 (具體而言，鱗狀細胞癌 (食道鱗狀細胞癌 (Esophageal Squamous Cell Carcinoma , ESCC)) 或腺癌 (食道腺癌 (Esophageal Adenocarcinoma , EAC)))。內視鏡檢查是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡 (GIF-H290Z 、 GIF-H290 、 GIF-XP290N 、 GIF-H260Z 、 GIF-H260 ，奧林巴斯醫療系統公司，東京) 及標準的內視鏡視訊系統 (埃維斯·盧塞拉 (EVIS LUCERA) CV-260/CLV-260 ，埃維斯·盧塞拉·埃立特 (EVIS LUCERA ELITE) CV-290/CLV-290SL ，奧

林巴斯醫療系統公司)來收集。

【0119】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的食道內照射窄帶光 (NBI 用窄帶光) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因暈光、鏡頭的模糊、失焦、黏液或送氣不足等而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除。

【0120】 最終，作為學習用資料集，收集了與已於組織學上得到證明的食道癌相關的 8,428 張內視鏡圖像。於該內視鏡圖像中包括：包含表淺型食道癌 332 個病變與進行性胃癌 65 個病變的 397 個病變的鱗狀細胞癌、及包含表淺型食道癌 19 個病變與進行性胃癌 13 個病變的 32 個病變的腺癌。於所收集的內視鏡圖像中，上部內視鏡檢查的件數為 2,000 病例以上的經驗豐富的內視鏡醫生以手動方式精密地對所有食道癌 (鱗狀細胞癌或腺癌) 的病變名 (表淺型食道癌、或進行型食道癌) 及病變位置進行了特徵提取的標記設定。

【0121】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將單次多盒檢測器 (Single Shot MultiBox Detector, SSD) (<https://arxiv.org/abs/1512.02325>) 作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與學習中心 (Berkeley Vision and Learning Center, BVLC) 所開發的 Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用隨機梯度下降法，以 0.0001 的全域學習率來進行微調整。為

了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。對應於各圖像的尺寸調整，進行了相對於病變的病變位置的標記的尺寸變更。

【0122】 [評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，將接受了作為常規的臨床檢查的內視鏡檢查的 97 名患者（47 人：具有食道癌 49 個病變，50 人：不具有食道癌）作為對象，收集了 1,118 張內視鏡圖像（食道）作為評價試驗用資料集。其結果，於 47 名患者中的 45 人中食道癌存在 1 個病變，於 2 人中食道癌存在 2 個病變。與學習用資料集同樣地，於作為評價試驗用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的食道內照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【0123】 圖 23 是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的患者（ $n=47$ ）及病變（ $n=49$ ）的特徵的圖。如圖 23 所示，腫瘤尺寸（直徑）的中位數為 20 mm，腫瘤尺寸（直徑）的範圍為 5 mm～700 mm。於肉眼分類中，表淺型（0-I 型、0-IIa 型、0-IIb 型、0-IIc 型）為 43 個病變而比進行型（6 個病變）多。於腫瘤的深度中，表淺型食道癌（黏膜癌：T1a，黏膜下癌：T1b）為 42 個病變，進行性胃癌（T2-T4）為 7 個病變。於組織病理學中，鱗狀細胞癌為 41 個病變，腺癌為 8 個病變。

【0124】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測食道癌進行評價。將可正確地檢測到食道癌的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測食道癌，則輸出其病變名（表淺型食道癌、或進行型食道癌）、病變位置及概率分數。

【0125】 再者，當要取得評價試驗的結果時，使用以下的定義進行評價試驗。

【0126】（定義 1）

即便於卷積神經網路檢測到食道癌的一部分的情況下，於本評價試驗中，亦判斷為卷積神經網路檢測到食道癌，並看作正解。其原因在於：有時於內視鏡圖像中難以辨識食道癌的整個邊界。但是，即便於實際上在表示由卷積神經網路檢測到的食道癌的病變位置（範圍）的矩形框內已存在食道癌的情況下，當該矩形框於大範圍（內視鏡圖像的 80% 以上）內包含非食道癌的部位時，於本評價試驗中，亦判斷為卷積神經網路無法檢測到食道癌。

【0127】（定義 2）

於與食道癌存在 2 個病變的 2 名患者相關的內視鏡圖像中，僅限於卷積神經網路檢測到該 2 個病變的情況，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路檢測到食道癌，並看作正解。

【0128】（定義 3）

當於不存在食道癌的內視鏡圖像中，卷積神經網路將至少一個非食道癌的部位作為食道癌來檢測時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路誤檢測到食道癌，並看作假陽性。但是，當於不存在食道癌的一張內視鏡圖像中，卷積神經網路將兩個非食道癌的部位作為食道癌而誤檢測時，於本評價試驗中，作為一個假陽性而非兩個假陽性來計數。

【0129】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）～式（4）來算出檢測各內視鏡圖像中的食道癌的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度、特異度、陽性預測值(PPV)及陰性預測值(Negative Predictive Value , NPV)。

感度 = (卷積神經網路正確地檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) / (構成評價試驗用資料集且存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (1)

特異度 = (卷積神經網路正確地檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) / (構成評價試驗用資料集且不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (2)

陽性預測值 = (卷積神經網路正確地檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) / (卷積神經網路檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (3)

陰性預測值 = (卷積神經網路正確地檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) / (卷積神經網路檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (4)

【0130】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路於 27 秒內使對構成評價試驗用資料集的 1,118 張內視鏡圖像進行分析的處理結束。應關注的是卷積神經網路正確地檢測到腫瘤尺寸未滿 10 mm 的所有（7 個）食道癌。卷積神經網路的相對於診斷能力的陽性預測值為 40%，雖然是陰影與正常結構的誤診斷，但陰性預測值為 95%。另外，卷積神經網路以 98%的精度正確地檢測到食道癌的分類(表淺型食道癌或進行型食道癌)。

【0131】 圖 24A 至圖 24D 是表示第三評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 24A 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）及分析結果圖像。如圖 24A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 150、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.91）。再者，矩形框 152 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0132】 圖 24B 對應於圖 24A，表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）及分析結果圖像。如圖 24B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 154、病變名（表淺型食道癌）

及概率分數 (0.97)。再者，矩形框 156 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置 (範圍)，並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0133】 圖 24C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）作為假陰性圖像來表示。矩形框 158 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置 (範圍)，並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0134】 圖 24D 對應於圖 24C，表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）及分析結果圖像。如圖 24D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 160、病變名 (表淺型食道癌) 及概率分數 (0.98)。再者，矩形框 162 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置 (範圍)，並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0135】 圖 25 是針對具有食道癌的 47 人的病例 (食道癌)、不具有食道癌的 50 人的病例 (非食道癌)，表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的圖。於圖 25 中，於綜合的診斷結果中，當於對被檢查者的食道內照射白色光及 NBI 用窄帶光的至少一者來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路正確地檢測到食道癌/非食道癌

時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路正確地檢測到食道癌/非食道癌。如圖 25 所示，卷積神經網路於進行了綜合的診斷的情況下，於在內視鏡圖像中存在食道癌的病例的 98% (46/47) 中，正確地檢測到食道癌。另外，雖然未圖示，但卷積神經網路正確地檢測到腫瘤尺寸未滿 10 mm 的所有食道癌。

【0136】 圖 26 是表示於圖 25 所示的各病例中，照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為白色光感度）、照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為 NBI 用窄帶光感度）、以及照射白色光及 NBI 用窄帶光的至少一者來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為綜合感度）的圖。如圖 26 所示，於圖 25 所示的各病例中，NBI 用窄帶光感度 (89%) 高於白色光感度 (81%)，綜合感度 (98%) 遠高於白色光感度。與鱗狀細胞癌相關的白色光感度、NBI 用窄帶光感度及綜合感度分別為 79%、89%、97%。與腺癌相關的白色光感度、NBI 用窄帶光感度及綜合感度分別為 88%、88%、100%。

【0137】 圖 27 是針對照射白色光或 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的各內視鏡圖像，表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的圖。圖 28 是表示於圖 27 所示的各內視鏡圖像中，照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為白色光感度）、及照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為 NBI

用窄帶光感度)的圖。

【0138】 如圖 27 所示，卷積神經網路於作為活檢結果被診斷為存在食道癌的內視鏡圖像的 74% (125/168) 中，正確地檢測到食道癌。而且，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度、特異度、陽性預測值及陰性預測值分別為 74%、80%、40% 及 95%。另外，如圖 28 所示，NBI 用窄帶光感度 (81%) 高於白色光感度 (69%)。與鱗狀細胞癌相關的白色光感度及 NBI 用窄帶光感度分別為 72%、84%。與腺癌相關的白色光感度及 NBI 用窄帶光感度分別為 55%、67%。

【0139】 本發明者等人將已由卷積神經網路檢測並分類的食道癌的分類 (CNN 分類)、與已於組織學上得到證明的食道癌的分類 (侵入深度) 的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。圖 29 是表示 CNN 分類與侵入深度的一致程度的圖。

【0140】 如圖 29 所示，於對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 100% (89/89) 的食道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。即，已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 100% (75/75) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 100% (14/14) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。

【0141】 另外，於對被檢查者的食道內照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 96% (76/79) 的食道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 99% (67/68) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 82% (9/11) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。

【0142】 另外，於對被檢查者的食道內照射白色光或 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 98% (165/168) 的食道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 99% (142/143) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 92% (23/25) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。如以上般，可知卷積神經網路的分類精度非常高。再者，與鱗狀細胞癌及腺癌相關的卷積神經網路的分類精度分別為 99% (146/147) 及 90% (19/21)。

【0143】 為了提昇卷積神經網路的診斷能力，重要的是對由卷積神經網路錯誤地檢測到食道癌的理由、與未正確地檢測到真正的食道癌即看漏的理由進行驗證。因此，本發明者等人對由卷積神經網路錯誤地檢測到食道癌的內視鏡圖像（假陽性圖像）、及未由卷積神經網路檢測到真正的食道癌的內視鏡圖像（假陰性圖像）

均進行了複查，並分類成若干類別。

【0144】 圖 30 是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的圖。如圖 30 所示，188 張假陽性圖像中的 95 張假陽性圖像 (50%) 伴隨陰影。另外，61 張假陽性圖像 (32%) 包含容易辨別為食道癌的正常結構，其大部分為食道胃接合部 (Esophageal Gastric Junction, EGJ) 或左主支氣管。另外，32 張假陽性圖像 (17%) 包含有可能被誤診為食道癌的良性病變，其大部分為術後瘢痕、局灶性萎縮 (focal atrophy)、巴瑞特食道 (Barrett's esophagus)、炎症。

【0145】 圖 31A 是將因伴隨陰影，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 170、病變名 (表淺型食道癌) 及概率分數 (0.70)。

【0146】 圖 31B 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構 (食道胃接合部)，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 172、病變名 (表淺型食道癌) 及概率分數 (0.57)。

【0147】 圖 31C 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構 (左主支氣管)，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及

分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31C 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 174、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.60）。

【0148】 圖 31D 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構（椎體），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 176、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.80）。

【0149】 圖 31E 是將因包含有可能被誤診為食道癌的良性病變（術後瘢痕），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 178、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.88）。

【0150】 圖 31F 是將因包含有可能被誤診為食道癌的良性病變（局灶性萎縮），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 31F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 180、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.83）。

【0151】 另外，如圖 30 所示，可認為 41 張假陰性圖像中的 10 張假陰性圖像（25%）被卷積神經網路誤診斷為由背景黏膜所引起的炎症的結果是未作為真正的食道癌而被檢測到。另外，可認為 7 張假陰性圖像（17%）因照射有 NBI 用窄帶光的鱗狀細胞癌被不

清晰地拍攝，故未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。

【0152】 另外，可認為 4 張假陰性圖像（10%）雖然存在巴瑞特食道腺癌，但與腺癌相關的學習存在不充分的地方，因此未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。另外，可認為 20 張假陰性圖像（49%）因於內視鏡圖像中為病變存在於遠方、僅存在病變的一部分等難以診斷的狀態，故未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。

【0153】 圖 32A 是將包含因於內視鏡圖像中為病變存在於遠方而難以診斷的狀態，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 182 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0154】 圖 32B 是將包含因於內視鏡圖像中為僅存在病變的一部分而難以診斷的狀態，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 184 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0155】 圖 32C 是將包含作為被誤診斷為由背景黏膜所引起的炎症的結果，未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 186 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0156】 圖 32D 是將包含因照射有 NBI 用窄帶光的鱗狀細胞癌被不清晰地拍攝，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 188 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0157】 圖 32E 是將包含雖然存在巴瑞特食道腺癌，但與腺癌相關的學習存在不充分的地方，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌（巴瑞特食道腺癌）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 190 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0158】 根據以上的第三評價試驗的結果，可知即便食道癌小，卷積神經網路亦能夠相當正確且以令人吃驚的速度有效地檢測食道癌，存在有助於減少食道的內視鏡檢查中的食道癌的看漏的可能性。進而，可知卷積神經網路可將所檢測到的食道癌正確地分類，而強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。而且，可認為藉由進行更多的學習處理，卷積神經網路達成更高的診斷精度。

【0159】 2017 年 10 月 30 日申請的日本專利特願 2017-209232、2018 年 1 月 22 日申請的日本專利特願 2018-007967、2018 年 3 月 5 日申請的日本專利特願 2018-038828 的日本申請中所包含的說明書、圖式及摘要的揭示內容全部被引用於本申請案中。

[產業上之可利用性]

【0160】 本發明作為可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式有用。

【符號說明】

【0161】

10：內視鏡圖像取得部（圖像取得部）

20：病變推斷部

30：顯示控制部

40：學習裝置

50、52、54、56、58、60、62、64、66、70、72、74、76、
78、80、82、84、86、88、110、112、114、116、118、120、122、
124、126、128、130、132、134、136、138、140、142、144、146、
150、152、154、156、158、160、162、170、172、174、176、178、
180、182、184、186、188、190：矩形框

90、92、94：虛線

100：圖像診斷支援裝置

101：CPU

102：ROM

103：RAM

104：外部記憶裝置

105：通信接口

106：GPU

200：內視鏡攝像裝置

300：顯示裝置

D1：內視鏡圖像資料

D2：推斷結果資料

D3：分析結果圖像資料

D4：教學資料

Na：特徵提取部

Na1、Na2：特徵量提取層

Nb：辨識部



201922174

【發明摘要】

【中文發明名稱】圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式

【中文】

一種可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。圖像診斷支援裝置包括：病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於消化器官內視鏡圖像上的控制；且卷積神經網路根據藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵提取而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置來進行學習處理。

【指定代表圖】圖 1。

【代表圖之符號簡單說明】

10：內視鏡圖像取得部

20：病變推斷部

30：顯示控制部

40：學習裝置

100：圖像診斷支援裝置

200：內視鏡攝像裝置

300：顯示裝置

D1：內視鏡圖像資料

D2：推斷結果資料

D3：分析結果圖像資料

D4：教學資料

【特徵化學式】

無

【發明申請專利範圍】

【第1項】 一種圖像診斷支援裝置，其包括：

病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示所述病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【第2項】 如申請專利範圍第1項所述的圖像診斷支援裝置，其中所述顯示控制部對應於所述準確度，變更確定所述分析結果圖像中的病變的位置的病變位置資訊的顯示形態。

【第3項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述多個消化器官腫瘤內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【第4項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述多個消化器官腫瘤內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內散布色素來進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【第5項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝

置，其中於所述多個消化器官腫瘤內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【第6項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述消化器官中包含胃。

【第7項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述消化器官中包含食道。

【第8項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述消化器官中包含十二指腸。

【第9項】 如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，其中於所述消化器官中包含大腸。

【第10項】 一種資料收集方法，其針對被檢查者的消化管，使用如申請專利範圍第1項或第2項所述的圖像診斷支援裝置，將所述顯示控制部的顯示結果作為與消化管病變相關的資料來收集。

【第11項】 一種圖像診斷支援方法，其使用如下的裝置，所述裝置包括：

病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示所述病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的

隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【第12項】 一種圖像診斷支援程式，使電腦執行下述處理：

利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊的處理；以及

生成顯示所述病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述內視鏡圖像上的控制的處理；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【發明說明書】

【中文發明名稱】圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式

【技術領域】

【0001】 本發明是有關於一種圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。

【先前技術】

【0002】 癌症是世界上死因最高的疾病，根據世界衛生組織（World Health Organization，WHO）的統計，於 2015 年死亡 880 萬人，按臟器分類，包含胃或大腸等的消化系統佔據首位。尤其胃癌是世界上第五多的惡性腫瘤，且為世界上第三多的癌症關聯死亡的原因，每年產生約 100 萬的新病例，約 70 萬人死亡。胃癌患者的預後依存於診斷時的癌症的階段（進行度）。雖然已進行的胃癌為預後不良，但早期胃癌的 5 年生存率為 90% 以上，藉由迅速地發現早期的病灶，並以外科方式切除，可完全治好許多胃癌。因此，早期胃癌的內視鏡檢測是用於減少胃癌死亡率的最有效的方法，利用如內視鏡黏膜切除術（Endoscopic Mucosal Resection，EMR）或內視鏡黏膜下層剝離術（Endoscopic Submucosal Dissection，ESD）般的臟器保存型的內視鏡療法進行治療的技術的普及可對患者帶來極大的恩惠。

【0003】 消化器官的內視鏡檢查（特別是上部消化管內視鏡檢查（Esophagogastroduodenoscopy，EGD））是用於診斷胃癌的標準方法，但藉由利用 EGD 的觀察來檢測胃癌時的假陰性率據說是 26%（參照非專利文獻 1），而為高頻度。進而，大部分的胃癌自萎縮性黏膜中產生，早期胃癌的一部分僅顯示出微細的形態變化，而難與伴隨萎縮性變化的背景黏膜進行區分，因此經驗少的內視鏡醫生有看漏胃癌的傾向。因此，內視鏡醫生需要用於適當地檢測胃癌的特別的培訓與經驗，但積累有一定的經驗的內視鏡醫生的培養據說需要 1 萬張的圖像診斷經驗與 10 年的期間。

【0004】 於消化器官的內視鏡檢查中收集許多內視鏡圖像，但為了管理診斷精度，理想的是由內視鏡醫生進行內視鏡圖像的二次核對，於「用於對策型診察的胃內視鏡診察手冊」（一般社團法人日本消化器官癌症診察學會編）中規定必須二次核對。但是，內視鏡圖像的二次核對需要許多時間，因此對於醫療現場的內視鏡醫生而言成為沉重的負擔。

【0005】 而且，根據該些內視鏡圖像的診斷可謂是根據經驗與觀察的主觀判定，存在產生各種假陽性判斷及假陰性判斷的可能性。進而，醫療機器是只有機器自身的性能與操作者的準確的操作的兩條件得到滿足，才發揮最高度的性能者，但於內視鏡診斷中，有時因內視鏡醫生的疲勞而導致精度下降。為了彌補此種內視鏡醫生的個人問題，近年來，將利用機械學習的圖像辨識的精度已飛躍性地提昇的 AI（人工智慧：artificial intelligence）有效

地用作內視鏡醫生的支援，藉此期待內視鏡圖像的二次核對作業的精度與速度提昇。

【0006】 近年來，利用深度學習（深層學習）的 AI 於各種醫療領域中受到關注，有 AI 可代替專科醫生來進行包含放射線腫瘤學、皮膚癌分類、糖尿病性視網膜症、胃活檢的組織學分類、利用超擴大內視鏡的大腸病變的特徵建立的醫療領域的圖像診斷的各種報告。尤其，於顯微內視鏡水準中，AI 可展現出與專科醫生同等的精度已得到證明（參照非專利文獻 2）。另外，於皮膚科中，具有深度學習功能的 AI 發揮與專科醫生同等的圖像診斷能力已得到發表（參照非專利文獻 3），亦存在利用各種機械學習法的專利文獻（參照專利文獻 1、專利文獻 2）。

[現有技術文獻]

[專利文獻]

【0007】 [專利文獻 1]日本專利特開 2017-045341 號公報

[專利文獻 2]日本專利特開 2017-067489 號公報

[非專利文獻]

【0008】 [非專利文獻 1] 細川 (Hosokawa) O 等人，「肝胃腸病學 (Hepatogastroenterology)」.2007；54 (74)：442-4.

[非專利文獻 2][http://www.giejournal.org/article/S0016-5107\(14\)02171-3/fulltext](http://www.giejournal.org/article/S0016-5107(14)02171-3/fulltext)，「使用細胞內視鏡的用於結腸直腸病變的新型電腦輔助診斷系統 (Novel computer-aided diagnostic system for colorectal lesions by using endoscopy)」森悠一 (Yuichi

Mori) 等人. 於消化系統疾病周提出 (Presented at Digestive Disease Week)2014, 5 月 3 日 -6 日, 2014, 芝加哥, 伊利諾伊州, 美國

[非專利文獻 3]「自然 (Nature)」2017 年 2 月號, 卷首論文, 「學習皮膚的病變：強化人工智慧根據圖像檢測皮膚癌的能力」(<http://www.natureasia.com/ja-jp/nature/highlights/82762>)

【發明內容】

【0009】 [發明所欲解決之課題]

如上所述, 已暗示 AI 的圖像辨識能力與人類專科醫生一樣, 但於消化器官的常規內視鏡檢查中, 使用 AI 的內視鏡圖像的診斷能力的診斷支援技術是尚未被導入醫療現場中, 今後的實用化受到期待的狀況。

【0010】 本發明的目的是提供一種可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式。

[解決課題之手段]

【0011】 本發明的圖像診斷支援裝置包括：

病變推斷部, 利用卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0012】 本發明的資料收集方法針對被檢查者的消化管，使用所述圖像診斷支援裝置，將所述顯示控制部的顯示結果作為與消化管病變相關的資料來收集。

【0013】 本發明的圖像診斷支援方法使用如下的裝置，所述裝置包括：

病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及

顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述消化器官內視鏡圖像上的控制；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0014】 本發明的圖像診斷支援程式使電腦執行：

利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊的處理；以及

生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於所述內視鏡圖像上的控制的處理；且

所述卷積神經網路根據藉由提取萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名稱及病變位置來進行學習處理。

【0015】 與本發明中的利用病變部位（萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、黏膜色調的狀況）的特徵提取的判定相關的基準可由經驗豐富的內視鏡醫生高精度地設定，例如於本發明者的著作（「利用常規內視鏡觀察的早期胃癌的挑出與診斷」，平澤俊明/河内洋・著，藤崎順子・監修，日本醫療中心，2016年）中有詳細記載。

[發明的效果]

【0016】 根據本發明，可提供一種支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷的技術。

【圖式簡單說明】

【0017】

圖 1 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置的整體結構的方塊圖。

圖 2 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置的硬體結構的圖。

圖 3 是表示本實施方式中的卷積神經網路的結構的圖。

圖 4 是表示本實施方式中的使分析結果圖像顯示於內視鏡圖像上的例子的圖。

圖 5A 及圖 5B 是表示內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 6 是對由醫師所診斷的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所診斷的病變位置（範圍）的不同進行說明的圖。

圖 7A 及圖 7B 是表示內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 8A 至圖 8F 是表示存在由卷積神經網路看漏的病變的內視鏡圖像的圖。

圖 9A 至圖 9C 是表示包含由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的分析結果圖像的圖。

圖 10A 至圖 10F 是表示包含腺瘤、增生性息肉（hyperplastic polyp）或無蒂鋸齒狀腺瘤/息肉（Sessile Serrated Adenoma/Polyps，SSAP）的大腸的內視鏡圖像的圖。

圖 11A 至圖 11F 是表示包含罕見型的大腸息肉的大腸的內視

鏡圖像的圖。

圖 12A 至圖 12F 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 13A 至圖 13H 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 14A 至圖 14D 是表示第三評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。

圖 15 是表示白色光感度、窄帶成像（Narrow Band Imaging，NBI）用窄帶光感度及綜合感度的圖。

圖 16 是表示白色光感度及 NBI 用窄帶光感度的圖。

圖 17A 至圖 17F 是表示將已由卷積神經網路錯誤檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。

圖 18A 至圖 18E 是表示將包含未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。

【實施方式】

【0018】 以下，根據圖式對本實施方式進行詳細說明。

【0019】 [圖像診斷支援裝置的整體結構]

首先，對本實施方式中的圖像診斷支援裝置 100 的結構進行說明。圖 1 是表示圖像診斷支援裝置 100 的整體結構的方塊圖。

圖 2 是表示本實施方式中的圖像診斷支援裝置 100 的硬體結構的一例的圖。

【0020】 圖像診斷支援裝置 100 於消化器官（例如食道、胃、十二指腸或大腸等）的內視鏡檢查中，使用卷積神經網路（Convolutional Neural Network，CNN）所具有的內視鏡圖像的診斷能力，支援由醫師（例如內視鏡醫生）所進行的內視鏡圖像的診斷。於圖像診斷支援裝置 100 上連接有內視鏡攝像裝置 200（對應於本發明的「消化器官內視鏡攝像裝置」）及顯示裝置 300。

【0021】 內視鏡攝像裝置 200 例如為內置有攝像元件的電子內視鏡（亦稱為視訊內視鏡）、或於光學式內視鏡中安裝內置有攝像元件的相機頭而成的安裝有相機的內視鏡等。內視鏡攝像裝置 200 例如自被檢查者的口或鼻插入消化器官中，對該消化器官內的診斷對象部位進行拍攝。而且，內視鏡攝像裝置 200 將表示拍攝消化器官內的診斷對象部位所得的內視鏡圖像（對應於本發明的「消化器官內視鏡圖像」）的內視鏡圖像資料 D1（靜態圖像）輸出至圖像診斷支援裝置 100 中。再者，亦可為內視鏡動態圖像，而非內視鏡圖像資料 D1。

【0022】 顯示裝置 300 例如為液晶顯示器，將自圖像診斷支援裝置 100 中輸出的分析結果圖像可辨識地顯示給醫師。

【0023】 圖像診斷支援裝置 100 是包括中央處理單元（Central Processing Unit，CPU）101、唯讀記憶體（Read Only Memory，ROM）102、隨機存取記憶體（Random Access Memory，RAM）103、外部記憶裝置（例如快閃記憶體）104、及通信接口 105、圖形處理單元（Graphics Processing Unit，GPU）106 等作為主要的

組件的電腦。

【0024】 圖像診斷支援裝置 100 的各功能例如藉由 CPU101 參照記憶於 ROM102、RAM103、外部記憶裝置 104 等中的控制程式(例如圖像診斷支援程式)或各種資料(例如內視鏡圖像資料、教學資料、卷積神經網路的模型資料(結構資料及已學習的權重參數等))等來實現。再者，RAM103 例如作為資料的作業區域或臨時退避區域發揮功能。

【0025】 再者，各功能的一部分或全部亦可藉由代替利用 CPU 的處理的利用數位訊號處理器(Digital Signal Processor, DSP)的處理來實現、或者藉由利用 CPU 的處理與利用 DSP 的處理一同來實現。另外，同樣地，各功能的一部分或全部亦可藉由代替利用軟體的處理的利用專用的硬體電路的處理來實現、或者藉由利用軟體的處理與利用專用的硬體電路的處理一同來實現。

【0026】 如圖 1 所示，圖像診斷支援裝置 100 包括內視鏡圖像取得部 10、病變推斷部 20、顯示控制部 30。學習裝置 40 具有生成圖像診斷支援裝置 100 中所使用的卷積神經網路的模型資料(結構資料及已學習的權重參數等)的功能。

【0027】 [圖像取得部]

圖像取得部 10 取得自內視鏡攝像裝置 200 中輸出的內視鏡圖像資料 D1。而且，圖像取得部 10 將所取得的內視鏡圖像資料 D1 輸出至病變推斷部 20 中。再者，圖像取得部 10 於取得內視鏡圖像資料 D1 時，可自內視鏡攝像裝置 200 直接取得，亦可取得儲存

於外部記憶裝置 104 中的內視鏡圖像資料 D1、或經由網際網路線路等所提供的內視鏡圖像資料 D1。

【0028】 [病變推斷部]

病變推斷部 20 使用卷積神經網路，推斷由自內視鏡圖像取得部 10 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像內所存在的病變的病變名（名稱）與病變位置（位置）、及該病變名與病變位置的準確度。而且，病變推斷部 20 將自內視鏡圖像取得部 10 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 與表示病變名、病變位置及準確度的推斷結果的推斷結果資料 D2 輸出至顯示控制部 30 中。

【0029】 於本實施方式中，病變推斷部 20 推斷概率分數作為表示病變名及病變位置的準確度的指標。概率分數由大於 0、且 1 以下的值表示。概率分數越高，意味著病變名及病變位置的準確度越高。

【0030】 再者，概率分數是表示病變名及病變位置的準確度的指標的一例，可使用其他任意的形態的指標。例如，概率分數可為由 0%~100% 的值表示的形態，亦可為由幾個等級的水準值中的任一個表示的形態。

【0031】 卷積神經網路是前饋型（feed forward）神經網路的一種，且為基於腦的視覺區的結構中的見識者。基本上，變成使擔負圖像的局部的特徵提取的卷積層、及於各局部將特徵匯總的池化層（pooling layer）（子採樣層（subsampling layer））重覆的結構。根據卷積神經網路的各層，持有多個神經元（Neuron），各個

神經元以如與視覺區對應般的形態來配置。各個神經元的基本的工作包含訊號的輸入與輸出。但是，各層的神經元間於相互傳遞訊號時，並不將所輸入的訊號直接輸出，而對各個輸入設定連接權（connection weight），當其加權的輸入的總和已超過各神經元中所設定的臨限值時，將訊號輸出至下一層的神經元中。先根據學習資料來算出該些神經元間的連接權。藉此，藉由輸入即時的資料，可進行輸出值的推斷。只要是可實現該目的的卷積神經網路，則構成其的演算法並無特別限定。

【0032】 圖 3 是表示本實施方式中的卷積神經網路的結構的圖。再者，卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等）與圖像診斷支援程式一同被儲存於外部記憶裝置 104 中。

【0033】 如圖 3 所示，卷積神經網路例如具有特徵提取部 Na 與辨識部 Nb。特徵提取部 Na 實施自所輸入的圖像（內視鏡圖像資料 D1）中提取圖像特徵的處理。辨識部 Nb 根據由特徵提取部 Na 所提取的圖像特徵而輸出與圖像相關的推斷結果。

【0034】 特徵提取部 Na 是使多個特徵量提取層（Na1、Na2……）分階層地連接來構成。各特徵量提取層（Na1、Na2……）包括卷積層（Convolution layer）、激活層（Activation layer）及池化層（Pooling layer）。

【0035】 第一層的特徵量提取層 Na1 藉由光柵掃瞄而每隔規定尺寸對所輸入的圖像進行掃描。而且，特徵量提取層 Na1 藉由卷積層、激活層及池化層來對經掃描的資料實施特徵量提取處理，

藉此提取輸入圖像中所包含的特徵量。第一層的特徵量提取層 Na1 例如提取於水平方向上延長的線狀的特徵量或於傾斜方向上延長的線狀的特徵量等比較簡單的單獨的特徵量。

【0036】 第二層的特徵量提取層 Na2 例如藉由光柵掃瞄而每隔規定尺寸對自上一階層的特徵量提取層 Na1 所輸入的圖像（亦稱為特徵圖）進行掃描。而且，特徵量提取層 Na2 同樣對經掃描的資料實施利用卷積層、激活層及池化層的特徵量提取處理，藉此提取輸入圖像中所包含的特徵量。再者，第二層的特徵量提取層 Na2 一面參照第一層的特徵量提取層 Na1 所提取的多個特徵量的位置關係等一面進行統合，藉此提取更高維度的複合的特徵量。

【0037】 第二層以後的特徵量提取層（圖 3 中，為了便於說明，僅表示兩個階層的特徵量提取層 Na）執行與第二層的特徵量提取層 Na2 相同的處理。而且，最終層的特徵量提取層的輸出（多個特徵圖的圖內的各值）被輸入至辨識部 Nb 中。

【0038】 辨識部 Nb 例如包含使多個全連接層（Fully Connected）分階層地連接而成的多層感知器。

【0039】 辨識部 Nb 的輸入側的全連接層與自特徵提取部 Na 取得的多個特徵圖的圖內的各值全連接，一面相對於所述各值使權重係數變化一面進行積和演算後輸出。

【0040】 辨識部 Nb 的下一階層的全連接層與上一階層的全連接層的各元件所輸出的值全連接，一面相對於所述各值使權重係數不同一面進行積和演算。而且，於辨識部 Nb 的最後段設置輸出內

視鏡圖像內所存在的病變的病變名與病變位置、及該病變名與病變位置的概率分數(準確度)的層(例如，歸一化指數函數(softmax function)等)。

【0041】 卷積神經網路能夠以先使用事先由經驗豐富的內視鏡醫生進行了標記處理的參考資料(以下，稱為「教學資料」)進行學習處理，藉此可根據所輸入的內視鏡圖像輸出所期望的推斷結果(此處為病變名、病變位置及概率分數)的方式保有推斷功能。

【0042】 本實施方式中的卷積神經網路以如下方式構成：輸入內視鏡圖像資料 D1(圖 3 的(輸入)input)，並將對應於由該內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像的圖像特徵的病變名、病變位置及概率分數作為推斷結果資料 D2 而輸出(圖 3 的(輸出)output)。

【0043】 再者，卷積神經網路亦可更適宜地設為除內視鏡圖像資料 D1 以外，可輸入涉及年齡、性別、地域、或過往病史的資訊的結構(例如，作為辨識部 Nb 的輸入元件來設置)。實際臨床中的真實世界資料(real world data)的重要性特別受到重視，因此藉由追加此種患者屬性的資訊，於實際臨床中，可開展成更有用的系統。即，內視鏡圖像的特徵與涉及年齡、性別、地域或過往病史的資訊具有關聯關係，除內視鏡圖像資料 D1 以外，使卷積神經網路參照年齡等患者屬性資訊，藉此可變成可更高精度地推斷病變名、病變位置的結構。有時疾病的病態亦因地域或人種而不同，因此尤其當於國際上有效地利用本發明時，該方法是應採納的事項。

【0044】 另外，除利用卷積神經網路的處理以外，病變推斷部 20 亦可進行轉換成內視鏡圖像的尺寸或縱橫比的處理、內視鏡圖像的顏色分割處理、內視鏡圖像的顏色轉換處理、顏色提取處理、亮度梯度提取處理等作為前處理。

【0045】 [顯示控制部]

顯示控制部 30 生成於由自病變推斷部 20 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像上，顯示由自病變推斷部 20 中輸出的推斷結果資料 D2 表示的病變名、病變位置及概率分數的分析結果圖像。而且，顯示控制部 30 將內視鏡圖像資料 D1 與表示所生成的分析結果圖像的分析結果圖像資料 D3 輸出至顯示裝置 300 中。於此情況下，亦可連接內視鏡圖像的病變部的結構強調或色彩強調、高對比度化、高精細化等的數位圖像處理系統，實施幫助觀察者的理解與判定的加工後進行顯示。

【0046】 顯示裝置 300 使由分析結果圖像資料 D3 表示的分析結果圖像顯示於由自顯示控制部 30 中輸出的內視鏡圖像資料 D1 表示的內視鏡圖像上。所顯示的內視鏡圖像及分析結果圖像例如可用於內視鏡圖像的二次核對作業。另外，於本實施方式中，至顯示一張內視鏡圖像及分析結果圖像為止的時間非常快，因此除內視鏡圖像的二次核對作業以外，亦可作為內視鏡動畫而用於由醫師所進行的即時的診斷輔助。

【0047】 圖 4 是表示本實施方式中的使分析結果圖像顯示於內視鏡圖像上的例子的圖。如圖 4 所示，於分析結果圖像中顯示有表

示由病變推斷部 20 所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 50、病變名（早期癌：早期胃癌（early stomach cancer））及概率分數（0.8）。於本實施方式中，就對喚起參照分析結果圖像的醫師的注意加以促進的觀點而言，當概率分數為某一臨限值（例如，0.4）以上時，表示由病變推斷部 20 所推斷的病變位置（範圍）的矩形框利用黃色來顯示。即，顯示控制部 30 對應於由自病變推斷部 20 中輸出的推斷結果資料 D2 表示的概率分數，變更確定分析結果圖像中的病變位置的病變位置確定資訊（本實施方式中為矩形框）的顯示形態。再者，矩形框 52 僅供參考，其表示已由醫師診斷為胃癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中，但表示變成與熟練的內視鏡醫生的判定相同的結果。

【0048】 [學習裝置]

學習裝置 40 輸入記憶於未圖示的外部記憶裝置中的教學資料 D4，針對學習裝置 40 的卷積神經網路進行學習處理，以使病變推斷部 20 的卷積神經網路可根據內視鏡圖像資料 D1 推斷病變位置、病變名及概率分數。

【0049】 於本實施方式中，學習裝置 40 將由內視鏡攝像裝置 200 對被檢查者的消化器官進行拍攝所得的內視鏡圖像（對應於本發明的「消化器官腫瘤內視鏡圖像」），以及藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、黏膜色調的狀況的特徵提取而事先由醫師判定的該內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置用作教學資料 D4 來進行學習處理。具體而言，學習裝置 40 以相對於將內

視鏡圖像輸入至卷積神經網路中時的正解值（病變名及病變位置）的輸出資料的誤差（亦稱為損失）變小的方式，進行卷積神經網路的學習處理。

【0050】 於本實施方式中，於作為教學資料 D4 的內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、對被檢查者的消化器官內散布色素（例如靛藍胭脂紅、碘液）來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的消化器官內照射窄帶光（例如窄帶成像（Narrow Band Imaging，NBI）用窄帶光、藍光雷射成像（Blue Laser Imaging，BLI）用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。學習處理中的作為教學資料 D4 的內視鏡圖像主要使用日本頂級的癌症治療專科醫院的資料庫，具有豐富的診斷・治療經驗的日本消化器官內視鏡學會指導醫生對所有圖像進行詳細研究、挑選，並藉由精密的手動處理來進行對於病變的病變位置的做標記。成為參考資料的教學資料 D4（內視鏡圖像資料）的精度管理直接關係到圖像診斷支援裝置 100 的分析精度，因此由具有豐富的經驗的權威內視鏡醫生所進行的圖像挑選與病變鑑定、特徵提取的做標記是極其重要的步驟。

【0051】 內視鏡圖像的教學資料 D4 可為畫素值的資料，亦可為進行了規定的顏色轉換處理等的資料。另外，亦可使用紋理結構特徵、形狀特徵、寬度特徵等作為前處理者。再者，除內視鏡圖像資料以外，教學資料 D4 亦可將涉及年齡、性別、地域或過往病史的資訊建立關聯來進行學習處理。

【0052】再者，學習裝置 40 進行學習處理時的演算法可為公知的方法。學習裝置 40 例如使用公知的反向傳播(Backpropagation：誤差反向傳播法)，針對卷積神經網路實施學習處理，並調整網路參數（權重係數、偏差等）。而且，由學習裝置 40 實施了學習處理的卷積神經網路的模型資料（結構資料及已學習的權重參數等）例如與圖像診斷支援程式一同被儲存於外部記憶裝置 104 中。

【0053】如以上所詳細說明般，於本實施方式中，圖像診斷支援裝置 100 包括：病變推斷部，利用卷積神經網路推斷由消化器官內視鏡攝像裝置所拍攝的被檢查者的消化器官內視鏡圖像內所存在的病變的名稱與位置、及該些的準確度的資訊；以及顯示控制部，生成顯示該病變的名稱與位置、及該些的準確度的分析結果圖像，並進行使所述分析結果圖像顯示於消化器官內視鏡圖像上的控制。卷積神經網路根據藉由萎縮、腸上皮化生、黏膜的隆起或凹陷、及黏膜色調的狀況的特徵提取而事先判定的多個消化器官腫瘤內視鏡圖像內所存在的病變的病變名及病變位置來進行學習處理。

【0054】根據如此構成的本實施方式，卷積神經網路根據針對多個被檢查者的各者事先獲得的多個消化器官的內視鏡圖像、及針對多個被檢查者的各者事先獲得的病變的病變名與病變位置的確定診斷結果來進行學習，因此能夠以短時間、且實質上匹敵經驗豐富的內視鏡醫生的精度，推斷新的被檢查者的消化器官的病變名及病變位置。因此，於消化器官的內視鏡檢查中，可使用本發

明的卷積神經網路所具有的內視鏡圖像的診斷能力，強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。於實際臨床中，內視鏡醫生亦可於診室中將本發明的卷積神經網路直接用作診斷支援工具，另一方面，亦可將自多個診室所傳送的內視鏡圖像設為中央診斷支援服務、或藉由經由網際網路線路的遠距離操作而用作對於遠方的機關的診斷支援服務。

【0055】 再者，所述實施方式均只不過是表示實施本發明時的具體化的一例者，並不藉由該些實施方式來限定性地解釋本發明的技術範圍。即，本發明可不脫離其主旨或其主要的特徵而以各種形態實施。

【0056】 [實驗例]

最後，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的評價試驗進行說明。

【0057】 [學習用資料集的準備]

準備 2004 年 4 月～2016 年 12 月所進行的 EGD 的內視鏡圖像作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集（教學資料）。EGD 是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡（GIF-H290Z、GIF-H290、GIF-XP290N、GIF-H260Z、GIF-Q260J、GIF-XP260、GIF-XP260NS、GIF-N260 等，奧林巴斯醫療系統（Olympus Medical Systems）公司，東京）及標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉（EVIS LUCERA）CV-260/CLV-260、埃維斯·盧塞拉·埃立特（EVIS LUCERA

ELITE) CV-290/CLV-290SL , 奧林巴斯醫療系統公司) 來收集 。

【0058】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的消化器官內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、對被檢查者的消化器官內散布色素 (例如靛藍胭脂紅、碘液) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的消化器官內照射窄帶光 (例如 NBI 用窄帶光、BLI 用窄帶光) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因由送氣不足所引起的胃的伸展不良、活檢後的出血、暈光、鏡頭的模糊、失焦或黏液等而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除 。

【0059】 最終，針對已於組織學上得到證明的 2,639 個胃癌，收集了 13,584 張內視鏡圖像作為學習用資料集。作為胃癌的專家的日本消化器官內視鏡學會指導醫生 (於癌症專科醫院中具有 10 年以上的經驗，具有診斷 6,000 個病例以上的胃癌的實際成績) 於所收集的內視鏡圖像中，以手動方式精密地對所有胃癌 (早期癌 (early cancer) 或進行性癌 (advanced cancer)) 的病變名及病變位置進行特徵提取的標記設定，而準備學習用資料集 。

【0060】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將視覺幾何組 (Visual Geometry Group , VGG) (<https://arxiv.org/abs/1409.1556>) 作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與學習中心 (Berkeley Vision and Learning Center , BVLC) 所開發的 Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用

隨機梯度下降法 (stochastic gradient descent)，以 0.0001 的全域學習率 (global learning rate) 來進行微調整。為了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。

【0061】 [評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，自 2017 年 3 月 1 日至 2017 年 3 月 31 日為止，將於公益財團法人癌症研究會有明醫院中接受了作為常規的臨床檢查的 EGD 的 69 名患者（胃癌 77 個病變）作為對象，收集了 2,296 張內視鏡圖像（胃）作為評價試驗用資料集。其結果，於 62 人中胃癌存在 1 個病變，於 6 人中胃癌存在 2 個病變，於 1 人中胃癌存在 3 個病變。所有 EGD 使用標準的內視鏡（GIF-H290Z，奧林巴斯醫療系統公司，東京）及標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉·埃立特（EVIS LUCERA ELITE）CV-290/CLV-290SL，奧林巴斯醫療系統公司）來實施。於 EGD 中，對胃內無遺漏地進行觀察，並拍攝內視鏡圖像，拍攝張數為每一名患者達到 18 張～69 張。

【0062】 下表是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的患者及病變的特徵的圖。如下表所示，腫瘤尺寸（直徑）的中位數為 24 mm，腫瘤尺寸（直徑）的範圍為 3 mm～170 mm。於肉眼分類中，表淺型（0-IIa、0-IIb、0-IIc、0-IIa+IIc、0-IIc+IIb、0-IIc+III）為 55 個病變（71.4%）而最多。於腫瘤的深度中，早期胃癌（T1）為 52 個病變（67.5%），進行性胃癌（T2-T4）為 25 個病變（32.5%）。

男性/女性	52/17
年齡(中位數)	67
腫瘤尺寸 (中位數) mm、範圍	24、3-170
腫瘤的位置	
胃上部	14
胃中部	27
胃下部	33
整個胃	3
肉眼型分類	
0-I型	1
0-IIa型	8
0-IIb型	3
0-IIc型	38
0型的混合型	6
1型	1
2型	8
3型	6
4型	6
腫瘤的深度	
T1a(黏膜)	43
T1b(黏膜下層)	9
T2(固有肌層)	7
T3(漿膜下層)	2
T4a(漿膜)	16
組織分類	
分化型	50
未分化型	27

【0063】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並

對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測胃癌進行評價。將可正確地檢測到胃癌的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測胃癌（病變），則輸出其病變名（早期胃癌或進行性胃癌）、病變位置及概率分數。

【0064】 再者，構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的胃癌中的若干胃癌存在於多個內視鏡圖像中，因此使用以下的定義進行評價試驗。

【0065】（定義 1）

當卷積神經網路於多個內視鏡圖像中檢測到相同（一個）的胃癌時，看作正解。圖 5A 及圖 5B 是對在多個內視鏡圖像中存在相同的癌症的情況進行說明的圖。於圖 5A、圖 5B 中，矩形框 54、矩形框 56 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）。矩形框 58 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）。圖 5A 表示於遠景中對胃癌進行拍攝所得的內視鏡圖像，圖 5B 表示於近視場中對該胃癌進行拍攝所得的內視鏡圖像。如圖 5A、圖 5B 所示，卷積神經網路於遠景中無法檢測到胃癌，但於近景中可檢測到胃癌。於此種情況下，於本評價試驗中看作正解。

【0066】（定義 2）

即便於不同的內視鏡圖像中檢測到假陽性的病變（胃癌），當該些病變（胃癌）為相同的病變時，亦將該些病變（胃癌）看作一個病變。

【0067】（定義 3）

由於存在胃癌的病變位置（範圍）的邊界線不明確的情況，因此將卷積神經網路檢測到胃癌的一部分的情況看作正解。圖 6 是對由醫師所診斷的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所診斷的病變位置（範圍）的不同進行說明的圖。於圖 6 中，矩形框 60 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）。矩形框 62 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）。如圖 6 所示，在由醫師手動設定的胃癌的病變位置（範圍）與由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置（範圍）之間存在差異。如此，當卷積神經網路檢測到胃癌的至少一部分時，於本評價試驗中看作正解。

【0068】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）、式（2）來算出檢測胃癌的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值（Positive Predictive Value，PPV）。

感度 = (卷積神經網路所檢測到的胃癌的數量) / (構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的胃癌的數量 (77)) · · · (1)

陽性預測值 = (卷積神經網路所檢測到的胃癌的數量) / (卷積神經網路已診斷為胃癌的病變的數量) · · · (2)

【0069】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路於 47 秒的短時間內使對構成評價試驗用資料集的 2,296 張內視鏡圖像進行分析的處理結束。另外，卷積神經網路檢測到 77 個胃癌（病變）中的 71 個胃癌。即，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度為 92.2%。

【0070】 圖 7A 及圖 7B 是表示內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 7A 是於胃體中部小彎中略微存在平坦的紅色病變的內視鏡圖像。胃癌與背景黏膜的萎縮類似，因此可認為即便是內視鏡醫生，亦難以根據圖 7A 的內視鏡圖像檢測胃癌。圖 7B 是表示卷積神經網路檢測到胃癌 (0-IIc, 5 mm, tub1, T1a) 的分析結果圖像。於圖 7B 中，矩形框 64 表示由醫師手動設定的胃癌的病變位置 (範圍)。矩形框 66 表示由卷積神經網路所推斷的胃癌的病變位置 (範圍)。

【0071】 下表是表示於本評價試驗中，對應於腫瘤的深度及腫瘤尺寸的不同的感度的變化的圖。如下表所示，卷積神經網路檢測到腫瘤尺寸 (直徑) 為 6 mm 以上的 71 個胃癌中的 70 個胃癌 (98.6%)。另外，卷積神經網路檢測到所有浸潤性癌 (T1b、T2、T3、T4a)。

腫瘤的深度	腫瘤尺寸(mm)			
	≤5	6-10	11-20	≥21
T1a(黏膜)	1/6(16.7)	11/11(100)	16/17(94.1)	9/9(100)
T1b(黏膜下層)	0/0	0/0	1/1(100)	8/8(100)
T2(固有肌層)	0/0	0/0	0/0	7/7(100)
T3(漿膜下層)	0/0	0/0	0/0	2/2(100)
T4a(漿膜)	0/0	0/0	0/0	16/16(100)

【0072】 另一方面，卷積神經網路看漏了 6 個胃癌。6 個胃癌中的 5 個是微小的癌 (腫瘤尺寸 ≤ 5 mm)。所看漏的所有胃癌是就連

內視鏡醫生亦難以與胃炎進行區分的分化型黏膜內癌。再者，胃黏膜內癌的倍增時間（腫瘤的體積變成 2 倍的時間）一般認為是 2 年～3 年，因此可認為即便看漏此種小的癌，於每年的 EGD 中亦作為黏膜內癌受到檢測，並不妨礙本發明的卷積神經網路的有用性與臨床應用。

【0073】 圖 10 下表是表示由卷積神經網路看漏的病變（胃癌）的詳細情況的表。圖 8A 至圖 8F 是表示存在由卷積神經網路看漏的病變的內視鏡圖像（分析結果圖像）的圖。

患者	腫瘤尺寸(mm)	腫瘤的深度	肉眼型分類	組織分類
a	3	T1a	0-IIc	分化型
b	4	T1a	0-IIc	分化型
c	4	T1a	0-IIc	分化型
d	5	T1a	0-IIc	分化型
e	5	T1a	0-IIc	分化型
f	16	T1a	0-IIc	分化型

【0074】 於圖 8A 中，矩形框 70 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部大彎，0-IIc，3 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。於圖 8B 中，矩形框 72 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（胃體中部的小彎，0-IIc，4 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0075】 於圖 8C 中，矩形框 74 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部後壁，0-IIc，4 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。於圖 8D 中，矩形框 76 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部後

壁，0-IIc，5 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0076】 於圖 8E 中，矩形框 78 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（前庭部大彎，0-IIc，5 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。矩形框 80 是由卷積神經網路推斷為胃癌的非癌性病變（幽門環）。於圖 8F 中，矩形框 82 表示由卷積神經網路看漏的胃癌（胃體下部的前壁，0-IIc，16 mm，tub1，T1a）的病變位置（範圍）。

【0077】 另外，卷積神經網路將 161 個非癌性病變作為胃癌來檢測。陽性預測值為 30.6%。下表是表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的詳細情況的表。如下表所示，作為胃癌所檢測到的非癌性病變的大致一半是伴隨色調的變化或不規則的黏膜表面的變化的胃炎。內視鏡醫生難以將此種胃炎與胃癌進行區分的情況亦多，有利用胃活檢的胃癌診斷的陽性反應預測值（Positive Predictive Value，PPV）為 3.2%~5.6%的報告。關於癌症的臨床診斷，癌症檢測的看漏與患者喪失治療機會相關聯，因此假陰性比假陽性更成為問題。若考慮由內視鏡醫生所進行的活檢的 PPV 低，則可認為卷積神經網路的 PPV 於臨床上可充分容許。

胃炎 (發紅、萎縮、腸上皮化生)	76
通常的解剖學結構 (賁門、幽門、胃角)	28
纖維	8
血液	8
黏液	8
癰痕	7
暈光	6
蠕動	4
血管	3
黃色瘤	3
吸引痕	2
水泡	2
增生性息肉	2
失焦	2
黏膜下腫瘤	1
壁外回縮	1

【0078】 圖 9A 至 圖 9C 是表示包含由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的非癌性病變的分析結果圖像的圖。於圖 9A 中，矩形框 84 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎 (伴隨不整齊的黏膜表面結構的腸上皮化生) 的病變位置 (範圍)。於圖 9B 中，矩形框 86 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎 (由局部的萎縮所產生的白色黏膜) 的病變位置 (範圍)。於圖 9C 中，矩形框 88 表示由卷積神經網路作為胃癌所檢測到的胃炎 (由慢性胃炎所引起的黏膜的發紅) 的病變位置 (範圍)。

【0079】 繼而，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的第二評價試驗進行說明。

【0080】 [學習用資料集的準備]

準備 2013 年 12 月～2017 年 3 月所進行的大腸的內視鏡檢查 12,895 例的內視鏡圖像作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集（教學資料）。於內視鏡圖像中包含已於組織學上由認定病理學者證明的腺癌、腺瘤、增生性息肉、無蒂鋸齒狀腺瘤/息肉（sessile serrated adenoma/polyps，SSAP）、幼年性息肉、黑斑息肉（Peutz-Jeghers polyp）、炎症性息肉、淋巴球樣凝集塊等。EGD 是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉（EVIS LUCERA）：CF TYPE H260AL/I，PCF TYPE Q260AI、Q260AZI，H290I、H290Z，奧林巴斯醫療系統公司）來收集。

【0081】 圖 10A 表示包含突出型的腺瘤的大腸的內視鏡圖像。圖 10B 表示包含平坦型的腫瘤（參照虛線 90）的大腸的內視鏡圖像。圖 10C 表示包含突出型的增生性息肉的大腸的內視鏡圖像。圖 10D 表示包含平坦型的增生性息肉（參照虛線 92）的大腸的內視鏡圖像。圖 10E 表示包含突出型的 SSAP 的大腸的內視鏡圖像。圖 10F 表示包含平坦型的 SSAP（參照虛線 94）的大腸的內視鏡圖像。

【0082】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的大腸內照射窄帶光（例如 NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因糞便的殘留物、暈光、活檢後的出血而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除。

【0083】 圖 11A 表示對被檢查者的大腸內的黑斑息肉照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 11B 表示對被檢查者的大腸內的黑斑息肉照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 11C 表示對被檢查者的大腸內的炎症性息肉照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 11D 表示對被檢查者的大腸內的炎症性息肉照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 11E 表示對在被檢查者的大腸內看起來像是息肉狀區域的非腫瘤性黏膜進行拍攝所得的內視鏡圖像。圖 11F 表示對在被檢查者的大腸內看起來像是息肉狀區域的淋巴球集合體進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【0084】 最終，作為學習用資料集，收集與已於組織學上得到證明的 4,752 個大腸息肉相關的 20,431 張內視鏡圖像，並且收集了與正常的大腸黏膜相關的 4,013 張內視鏡圖像。於所收集的內視鏡圖像中，以手動方式精密地對所有大腸息肉的病變名（種類）及病變位置進行了特徵提取的標記設定。下表是表示與用於學習用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的表。再者，於下表中，當於一張內視鏡圖像中包含多個大腸息肉時，將該多個大腸息肉的各者作為不同的內視鏡圖像來計算。

學習用資料集				
大腸息肉的種類	息肉數(%)	白色光(圖像)	NBI用窄帶光(圖像)	總圖像數
腺瘤	3,513(74)	9,310(53)	2,085(73)	11,395(56)
增生性息肉	1,058(22)	2,002(11)	519(18)	2,521(12)
SSAP	22(0)	116(1)	23(1)	139(1)
腺癌	68(1)	1,468(8)	131(5)	1,599(8)
其他	91(2)	657(4)	107(4)	764(4)
正常	-	4,013(23)	0(0)	4,013(20)
合計	4,752(100)	17,566(100)	2,865(100)	20,431(100)

【0085】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將單次多盒檢測器 (Single Shot MultiBox Detector，SSD) (<https://arxiv.org/abs/1512.02325>) 作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與學習中心 (Berkeley Vision and Learning Center，BVLC) 所開發的 Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用隨機梯度下降法，以 0.0001 的全域學習率來進行微調整。為了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。對應於各圖像的尺寸調整，進行了相對於病變的病變位置的標記的尺寸變更。

【0086】 [評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，將自 2017 年 1 月 1 日至 2017 年 3 月 31 日為止，接受了作為常規的臨床檢查的 EGD 的 174 名患者作為對象，收集了包含具有大腸息肉的 885 張內視鏡圖像的 6,759 張內視鏡圖像(大腸)

作為評價試驗用資料集。為了評價常規的臨床檢查中的圖像診斷支援裝置的診斷精度，亦收集了伴隨糞便或送氣不足的內視鏡圖像作為評價試驗用資料集。但是，伴隨炎症性腸疾病的內視鏡圖像存在診斷結果改變的可能性，因此自評價試驗用資料集中排除。另外，亦將伴隨活檢後的出血的內視鏡圖像、及內視鏡治療後的內視鏡圖像自評價試驗用資料集中排除。與學習用資料集同樣地，於作為評價試驗用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的大腸內照射窄帶光（例如 NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。下表是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的大腸息肉等的特徵的圖。再者，於下表中，當於一張內視鏡圖像中包含多個大腸息肉時，將該多個大腸息肉的各者作為不同的內視鏡圖像來計算。

評價試驗用資料集					
大腸息肉的種類	大小	息肉數(%)	白色光(圖像)	NBI用窄帶光(圖像)	總圖像數
腺瘤 N=218 突出型:199 平坦型:19	≤5mm	156(50)	638(10)	208(63)	846(12)
	5-9mm	52(17)			
	≥10mm	10(3)			
增生性息肉N=63 突出型:53 平坦型:10	≤5mm	56(18)	137(2)	71(21)	208(3)
	5-9mm	7(2)			
	≥10mm	0(0)			
SSAP N=7 突出型:1 平坦型:6	≤5mm	0(0)	40(1)	8(2)	48(1)
	5-9mm	4(1)			
	≥10mm	3(1)			
腺癌(大小≥10mm) N=4		4(1)	30(0)	3(1)	33(0)
其他(大小≤5mm) N=17		17(6)	27(0)	10(3)	37(1)
正常	-		5,874(87)	31(9)	5,905(83)
合計		309(100)	6,750(100)	331(100)	7,081(100)

【0087】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測大腸息肉進行評價。將可正確地檢測到大腸息肉的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測大腸息肉，則輸出其病變名（種類）、病變位置及概率分數。

【0088】 再者，當要取得評價試驗的結果時，使用以下的定義進行評價試驗。

【0089】 (定義 1)

當於由醫師所診斷的大腸息肉的病變位置（範圍）的 80%以

上的區域中，由卷積神經網路所診斷的大腸息肉的病變位置（範圍）重迭時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路根據內視鏡圖像而正確地檢測到大腸息肉，並看作正解。

（定義 2）

當卷積神經網路根據內視鏡圖像而將種類不同的兩個以上的大腸息肉作為相同的病變位置（範圍）來檢測時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路檢測到概率分數最高的種類的大腸息肉。

【0090】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）、式（2）來算出檢測大腸息肉的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值（PPV）。

感度 = (卷積神經網路所檢測到的大腸息肉的數量) / (構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中所存在的大腸息肉的數量) · · · (1)

陽性預測值 = (卷積神經網路所檢測到的大腸息肉的數量) / (卷積神經網路已診斷為大腸息肉的病變的數量) · · · (2)

【0091】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路以 48.7 張/秒（即每一張內視鏡圖像的分析處理時間：20 ms）的快速的速度使對構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像進行分析的處理結束。另外，卷積神經網路於構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像中推斷 1,247 個大腸息肉的病變位置，並正確地檢測到 1,172 個真正的（已於組織學上得到證明）大腸息肉中的 1,073 個大腸息肉。卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽

性預測值分別為 92% 及 86%。

【0092】 具體而言，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 90% 及 82%。另外，於對被檢查者的大腸內照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 97% 及 98%。

【0093】 另外，卷積神經網路於構成評價試驗用資料集的內視鏡圖像（包含只有未滿 10 mm 的真正的大腸息肉）中推斷 1,143 個大腸息肉的病變位置，並正確地檢測到 1,143 個真正的大腸息肉中的 969 個大腸息肉。卷積神經網路的相對於診斷能力的感度及陽性預測值分別為 92% 及 85%。

【0094】 為了提昇卷積神經網路的診斷能力，重要的是對未由卷積神經網路正確地檢測到真正的大腸息肉，即看漏的理由進行驗證。因此，本發明者等人對由卷積神經網路錯誤地檢測到大腸息肉的內視鏡圖像（假陽性圖像）、及未由卷積神經網路檢測到真正的大腸息肉的內視鏡圖像（假陰性圖像）均進行了複查，並分類成若干類別。

【0095】 下表是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的表。如下表所示，165 張假陽性圖像中的 64 張假陽性圖像（39%）是容易與大腸息肉進行區分的正常結構，其大部分是迴盲瓣（N = 56）。另外，55 張假陽性圖像（33%）是大腸繩褶，其大部分是

伴隨送氣不足的圖像。於其他假陽性圖像 (20%) 中包含容易與真正的大腸息肉進行區分，因暈光 (N=14)、相機鏡頭的表面模糊 (N=4)、污濁、污濁 (N=2) 或排泄物 (N=4) 而人為地產生的異常圖像。另外，12 張假陽性圖像 (7%) 被認為真正的息肉，但最終無法確認。

假陽性圖像(N=165)		
類別	子類別	數量(%)
正常結構	迴盲瓣	56(34)
	闊尾孔	6(4)
	肛門	2(1)
大腸繩繩		55(33)
排泄物		4(2)
真正的息肉？		12(7)
其他	暈光	14(8)
	正常黏膜	8(5)
	相機鏡頭的表面模糊	4(2)
	污濁	2(1)
	息肉切除術的瘢痕	1(1)
	血管擴張	1(1)
假陰性圖像(N=89)		
由於因小或暗而難以辨識大腸息肉的表面的質感		50(56)
由於大腸息肉被自側方拍攝、或被部分地拍攝		34(38)
大腸息肉非常大		5(6)

【0096】另外，如上表所示，可認為 89 張假陰性圖像中的 50 張假陰性圖像 (56%) 主要因小或暗而難以辨識大腸息肉的表面的質感，未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。另外，可

認為 34 張假陰性圖像（38%）因大腸息肉被自側方拍攝、或被部分地拍攝，故未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。另外，可認為 5 張假陰性圖像（6%）因大腸息肉非常大，故未由卷積神經網路作為真正的大腸息肉而檢測到。

【0097】 另外，本發明者等人將已由卷積神經網路檢測並分類的大腸息肉的分類（CNN 分類）、與已於組織學上得到證明的大腸息肉的分類（組織分類）的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。下述表 A 及表 B 是表示 CNN 分類與組織分類的一致程度的圖。

表 A

組織分類	白色光				
		CNN分類(%)			
		腺瘤	增生性息肉	SSAP	腺癌
腺瘤	562(97)	14(2)	0(0)	4(1)	2(0)
增生性息肉	64(51)	59(47)	0(0)	0(0)	2(2)
SSAP	6(26)	12(52)	5(22)	0(0)	0(0)
腺癌	6(21)	0(0)	0(0)	23(79)	0(0)
其他	14(58)	7(29)	0(0)	0(0)	3(13)

表 B

組織分類	NBI用窄帶光				
		CNN分類(%)			
		腺瘤	增生性息肉	SSAP	腺癌
組織分類	腺瘤	197(97)	5(2)	0(0)	1(0)
	增生性息肉	31(46)	37(54)	0(0)	0(0)
	SSAP	2(33)	4(67)	0(0)	0(0)
	腺癌	3(100)	0(0)	0(0)	0(0)
	其他	3(30)	7(70)	0(0)	0(0)

【0098】如上述表 A 所示，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 83%的大腸息肉的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉中的 97%的大腸息肉已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 86%及 85%。另外，已於組織學上作為增生性息肉而得到證明的大腸息肉中的 47%的大腸息肉已由卷積神經網路作為增生性息肉而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 64%及 90%。另外，已於組織學上作為 SSAP 而得到證明的大腸息肉的大多數已由卷積神經網路作為腺瘤 (26%) 或增生性息肉 (52%) 而錯誤地分類。

【0099】如上述表 B 所示，於對被檢查者的大腸內照射窄帶光 (NBI 用窄帶光) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 81%的大腸息肉的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉中的 97%的大腸息肉已由卷積神經

網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 83% 及 91%。

【0100】另外，本發明者等人針對 5 mm 以下的大腸息肉，將已由卷積神經網路檢測並分類的大腸息肉的分類（CNN 分類）、與已於組織學上得到證明的大腸息肉的分類（組織分類）的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。下述表 C 是針對 5 mm 以下的大腸息肉，表示 CNN 分類與組織分類的一致程度的圖。

表 C

		白色光		
		CNN分類(%)		
組織分類	腺瘤	腺瘤	增生性息肉	其他
		348(98)	8(2)	0
	增生性息肉	49(49)	50(50)	1(1)
	其他	14(58)	7(29)	3(13)

【0101】如上述表 C 所示，於對被檢查者的大腸內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉（N=356）中的 98% 的大腸息肉（N=348）已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 85% 及 88%。另外，已於組織學上作為增生性息肉而得到證明的大腸息肉中的 50% 的大腸息肉已由卷積神經網路作為增生性息肉而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）

的陽性預測值及陰性預測值分別為 77% 及 88%。另外，雖然未圖示，但於對被檢查者的大腸內照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，已於組織學上作為腺瘤而得到證明的大腸息肉（N=142）中的 97% 的大腸息肉（N=138）已由卷積神經網路作為腺瘤而正確地分類。此時的卷積神經網路的相對於診斷能力（分類能力）的陽性預測值及陰性預測值分別為 84% 及 88%。如根據上述表 A 及表 B、上述表 C 中所示的結果而明確般，顯示出卷積神經網路的診斷能力（分類能力）與大腸息肉的大小無關而同等。

【0102】 根據以上的第二評價試驗的結果，可知即便大腸息肉小，卷積神經網路亦能夠相當正確且以令人吃驚的速度有效地檢測大腸息肉，存在有助於減少大腸的內視鏡檢查中的大腸息肉的看漏的可能性。進而，可知卷積神經網路可將所檢測到的大腸息肉正確地分類，而強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。

【0103】 圖 12A 至圖 12F、圖 13A 至圖 13H 是表示第二評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 12A 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 12A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 110、病變名（腺瘤（Adenoma））及概率分數（0.97）。再者，矩形框 112 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的

病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0104】 圖 12B 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的大腸息肉（增生性息肉）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 12B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 114、病變名（增生性息肉（Hyperplastic））及概率分數（0.83）。再者，矩形框 116 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（增生性息肉）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0105】 圖 12C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 118 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0106】 圖 12D 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的正常的大腸繩褶的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 12D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 120、病變名（腺瘤（Hyperplastic））及概率分數（0.70）。

【0107】 圖 12E 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測病變位置（範圍），但錯誤地分類的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 12E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 122、病變名（增生性息肉（Hyperplastic））及概率分數（0.54）。再者，矩形框 124

僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0108】 圖 12F 表示包含已由卷積神經網路正確地檢測病變位置（範圍），但錯誤地分類的大腸息肉（增生性息肉）的內視鏡圖像及分析結果圖像。如圖 12F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 126、病變名（腺瘤（Adenoma））及概率分數（0.62）。再者，矩形框 128 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（增生性息肉）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0109】 圖 13A 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 130、矩形框 132 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 130、矩形框 132 所示的大腸息肉（腺瘤）是非常小，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0110】 圖 13B 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 134 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 134 所示的大腸息肉（腺瘤）是昏暗，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0111】 圖 13C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 136 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 136 所示的大腸息肉（腺瘤）被自側方拍攝、或被部分地拍攝，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0112】 圖 13D 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的大腸息肉（腺瘤）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示。矩形框 138 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的大腸息肉（腺瘤）的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。可認為由矩形框 138 所示的大腸息肉（腺瘤）是非常大，而難以辨識該大腸息肉的狀況，因此未由卷積神經網路檢測到。

【0113】 圖 13E 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的迴盲瓣（正常結構）的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 13E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 140、病變名（其他 (The others)）及概率分數（0.62）。

【0114】 圖 13F 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的正常的大腸繩褶的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 13F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 142、病變名（腺瘤 (Adenoma)）及概率分數（0.32）。

【0115】 圖 13G 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的暈光（人為的異常圖像）的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。如圖 13G 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 144、病變名（腺瘤（Adenoma））及概率分數（0.43）。

【0116】 圖 13H 將包含已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的息肉的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示。該息肉被疑為真正的息肉，但最終無法確認。如圖 13H 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 146、病變名（增生性息肉（Hyperplastic））及概率分數（0.48）。

【0117】 繼而，對用於確認所述實施方式的結構中的效果的第三評價試驗進行說明。

【0118】 [學習用資料集的準備]

準備 2016 年 2 月～2017 年 4 月所進行的食道的內視鏡圖像 8,428 張（384 人）作為用於圖像診斷支援裝置中的卷積神經網路的學習的學習用資料集（教學資料）。於內視鏡圖像中包含已於組織學上由認定病理學者證明的食道癌（具體而言，鱗狀細胞癌（食道鱗狀細胞癌（Esophageal Squamous Cell Carcinoma，ESCC））或腺癌（食道腺癌（Esophageal Adenocarcinoma，EAC））。內視鏡檢查是為了日常診療中的篩查或術前檢查而實施，內視鏡圖像使用標準的內視鏡（GIF-H290Z、GIF-H290、GIF-XP290N、GIF-H260Z、

GIF-H260，奧林巴斯醫療系統公司，東京）及標準的內視鏡視訊系統（埃維斯·盧塞拉（EVIS LUCERA）CV-260/CLV-260，埃維斯·盧塞拉·埃立特（EVIS LUCERA ELITE）CV-290/CLV-290SL，奧林巴斯醫療系統公司）來收集。

【0119】 於作為學習用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的食道內照射窄帶光（NBI 用窄帶光）來進行拍攝所得的內視鏡圖像。另外，將圖像品質因暈光、鏡頭的模糊、失焦、黏液或送氣不足等而不佳的內視鏡圖像自學習用資料集中排除。

【0120】 最終，作為學習用資料集，收集了與已於組織學上得到證明的食道癌相關的 8,428 張內視鏡圖像。於該內視鏡圖像中包括：包含表淺型食道癌 332 個病變與進行性胃癌 65 個病變的 397 個病變的鱗狀細胞癌、及包含表淺型食道癌 19 個病變與進行性胃癌 13 個病變的 32 個病變的腺癌。於所收集的內視鏡圖像中，上部內視鏡檢查的件數為 2,000 病例以上的經驗豐富的內視鏡醫生以手動方式精密地對所有食道癌（鱗狀細胞癌或腺癌）的病變名（表淺型食道癌、或進行型食道癌）及病變位置進行了特徵提取的標記設定。

【0121】 [學習・演算法]

為了構築圖像診斷支援裝置，使用將單次多盒檢測器（Single Shot MultiBox Detector，SSD）（<https://arxiv.org/abs/1512.02325>）作為基礎的由 16 層以上構成的卷積神經網路。將由柏克萊視覺與

學習中心 (Berkeley Vision and Learning Center, BVLC) 所開發的 Caffe 深度學習框架用於學習及評價試驗。卷積神經網路的所有層使用隨機梯度下降法，以 0.0001 的全域學習率來進行微調整。為了與 CNN 具有互換性，將各圖像的尺寸調整成 300×300 畫素。對應於各圖像的尺寸調整，進行了相對於病變的病變位置的標記的尺寸變更。

【0122】 [評價試驗用資料集的準備]

為了評價所構築的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置的診斷精度，將接受了作為常規的臨床檢查的內視鏡檢查的 97 名患者 (47 人：具有食道癌 49 個病變，50 人：不具有食道癌) 作為對象，收集了 1,118 張內視鏡圖像 (食道) 作為評價試驗用資料集。其結果，於 47 名患者中的 45 人中食道癌存在 1 個病變，於 2 人中食道癌存在 2 個病變。與學習用資料集同樣地，於作為評價試驗用資料集的內視鏡圖像中包含對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像、及對被檢查者的食道內照射窄帶光 (NBI 用窄帶光) 來進行拍攝所得的內視鏡圖像。

【0123】 下表是表示與用於評價試驗用資料集的內視鏡圖像相關的患者 ($n = 47$) 及病變 ($n = 49$) 的特徵的表。如下表所示，腫瘤尺寸 (直徑) 的中位數為 20 mm，腫瘤尺寸 (直徑) 的範圍為 5 mm～700 mm。於肉眼分類中，表淺型 (0-I 型、0-IIa 型、0-IIb 型、0-IIc 型) 為 43 個病變而比進行型 (6 個病變) 多。於腫瘤的深度中，表淺型食道癌 (黏膜癌 : T1a，黏膜下癌 : T1b) 為 42 個

病變，進行性胃癌（T2-T4）為 7 個病變。於組織病理學中，鱗狀細胞癌為 41 個病變，腺癌為 8 個病變。

患者的特徵(n=47)	
男性/女性	41/6
年齡：中位數/範圍	70/48-81
病變的特徵(n=49)	
腫瘤尺寸（中位數）mm/範圍	20/5-700
腫瘤的位置: Ce/Ut/Mt/Lt/Ae	0/8/23/10/8
肉眼分類	
表淺型:0-I型/0-IIa型/0-IIb型/0-IIc型	1/6/13/23
進行型:1/2/3/4	0/3/3/0
腫瘤的深度:T1a/T1b/T2-4	40/2/7
組織病理學：鱗狀細胞癌(ESCC)/腺癌(EAC)	41/8

【0124】 [評價試驗的方法]

於本評價試驗中，對使用學習用資料集進行了學習處理的基於卷積神經網路的圖像診斷支援裝置輸入評價試驗用資料集，並對是否可根據構成該評價試驗用資料集的各內視鏡圖像來正確地檢測食道癌進行評價。將可正確地檢測到食道癌的情況看作「正解」。卷積神經網路若根據內視鏡圖像檢測食道癌，則輸出其病變名（表淺型食道癌、或進行型食道癌）、病變位置及概率分數。

【0125】 再者，當要取得評價試驗的結果時，使用以下的定義進行評價試驗。

【0126】 (定義 1)

第47頁，共 61 頁(發明說明書)

84050pif1_主修 1_無劃線

即便於卷積神經網路檢測到食道癌的一部分的情況下，於本評價試驗中，亦判斷為卷積神經網路檢測到食道癌，並看作正解。其原因在於：有時於內視鏡圖像中難以辨識食道癌的整個邊界。但是，即便於實際上在表示由卷積神經網路檢測到的食道癌的病變位置（範圍）的矩形框內已存在食道癌的情況下，當該矩形框於大範圍（內視鏡圖像的 80%以上）內包含非食道癌的部位時，於本評價試驗中，亦判斷為卷積神經網路無法檢測到食道癌。

【0127】（定義 2）

於與食道癌存在 2 個病變的 2 名患者相關的內視鏡圖像中，僅限於卷積神經網路檢測到該 2 個病變的情況，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路檢測到食道癌，並看作正解。

【0128】（定義 3）

當於不存在食道癌的內視鏡圖像中，卷積神經網路將至少一個非食道癌的部位作為食道癌來檢測時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路誤檢測到食道癌，並看作假陽性。但是，當於不存在食道癌的一張內視鏡圖像中，卷積神經網路將兩個非食道癌的部位作為食道癌而誤檢測時，於本評價試驗中，作為一個假陽性而非兩個假陽性來計數。

【0129】 另外，於本評價試驗中，使用以下的式（1）～式（4）來算出檢測各內視鏡圖像中的食道癌的卷積神經網路的相對於診斷能力的感度、特異度、陽性預測值(PPV)及陰性預測值(Negative Predictive Value , NPV)。

感度 = (卷積神經網路正確地檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) / (構成評價試驗用資料集且存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (1)

特異度 = (卷積神經網路正確地檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) / (構成評價試驗用資料集且不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (2)

陽性預測值 = (卷積神經網路正確地檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) / (卷積神經網路檢測到食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (3)

陰性預測值 = (卷積神經網路正確地檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) / (卷積神經網路檢測到不存在食道癌的內視鏡圖像的數量) · · · (4)

【0130】 [評價試驗的結果]

卷積神經網路於 27 秒內使對構成評價試驗用資料集的 1,118 張內視鏡圖像進行分析的處理結束。應關注的是卷積神經網路正確地檢測到腫瘤尺寸未滿 10 mm 的所有 (7 個) 食道癌。卷積神經網路的相對於診斷能力的陽性預測值為 40%，雖然是陰影與正常結構的誤診斷，但陰性預測值為 95%。另外，卷積神經網路以 98% 的精度正確地檢測到食道癌的分類(表淺型食道癌或進行型食道癌)。

【0131】 圖 14A 至圖 14D 是表示第三評價試驗中的內視鏡圖像及分析結果圖像的例子的圖。圖 14A 表示包含已由卷積神經網路

正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）及分析結果圖像。如圖 14A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 150、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.91）。再者，矩形框 152 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0132】 圖 14B 對應於圖 14A，表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）及分析結果圖像。如圖 14B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 154、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.97）。再者，矩形框 156 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0133】 圖 14C 將包含未由卷積神經網路檢測到，即看漏的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像）作為假陰性圖像來表示。矩形框 158 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0134】 圖 14D 對應於圖 14C，表示包含已由卷積神經網路正確地檢測及分類的食道癌的內視鏡圖像（對被檢查者的食道內照射

NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像) 及分析結果圖像。

如圖 14D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置(範圍)的矩形框 160、病變名(表淺型食道癌)及概率分數(0.98)。再者，矩形框 162 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置(範圍)，並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0135】 下表是針對具有食道癌的 47 人的病例(食道癌)、不具有食道癌的 50 人的病例(非食道癌)，表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的表。於下表中，於綜合的診斷結果中，當於對被檢查者的食道內照射白色光及 NBI 用窄帶光的至少一者來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，卷積神經網路正確地檢測到食道癌/非食道癌時，於本評價試驗中，判斷為卷積神經網路正確地檢測到食道癌/非食道癌。如下表所示，卷積神經網路於進行了綜合的診斷的情況下，於在內視鏡圖像中存在食道癌的病例的 98% (46/47) 中，正確地檢測到食道癌。另外，雖然未圖示，但卷積神經網路正確地檢測到腫瘤尺寸未滿 10 mm 的所有食道癌。

		活檢結果	
		食道癌	非食道癌
利用白色光的 CNN檢測結果	食道癌	38	35
	非食道癌	9	15
利用NBI用窄帶光的 CNN檢測結果	食道癌	41	28
	非食道癌	5	22
綜合的CNN 檢測結果	食道癌	46	42
	非食道癌	1	8

【0136】圖 15 是表示於上表所示的各病例中，照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為白色光感度）、照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為 NBI 用窄帶光感度）、以及照射白色光及 NBI 用窄帶光的至少一者來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為綜合感度）的圖。如圖 15 所示，於上表所示的各病例中，NBI 用窄帶光感度（89%）高於白色光感度（81%），綜合感度（98%）遠高於白色光感度。與鱗狀細胞癌相關的白色光感度、NBI 用窄帶光感度及綜合感度分別為 79%、89%、97%。與腺癌相關的白色光感度、NBI 用窄帶光感度及綜合感度分別為 88%、88%、100%。

【0137】下表是針對照射白色光或 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的各內視鏡圖像，表示利用卷積神經網路的食道癌/非食道癌的檢測結果、及利用活檢的食道癌/非食道癌的檢測結果的表。圖 16 是表示於下表所示的各內視鏡圖像中，照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為白色光感度）、及照射 NBI

用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中的感度（以下稱為 NBI 用窄帶光感度）的圖。

		活檢結果	
		食道癌	非食道癌
利用白色光的 CNN 檢測結果	食道癌	61	105
	非食道癌	28	364
利用 NBI 用窄帶光的 CNN 檢測結果	食道癌	64	85
	非食道癌	15	396

【0138】 如上表所示，卷積神經網路於作為活檢結果被診斷為存在食道癌的內視鏡圖像的 74% (125/168) 中，正確地檢測到食道癌。而且，卷積神經網路的相對於診斷能力的感度、特異度、陽性預測值及陰性預測值分別為 74%、80%、40% 及 95%。另外，如圖 16 所示，NBI 用窄帶光感度 (81%) 高於白色光感度 (69%)。與鱗狀細胞癌相關的白色光感度及 NBI 用窄帶光感度分別為 72%、84%。與腺癌相關的白色光感度及 NBI 用窄帶光感度分別為 55%、67%。

【0139】 本發明者等人將已由卷積神經網路檢測並分類的食道癌的分類 (CNN 分類)、與已於組織學上得到證明的食道癌的分類 (侵入深度) 的一致程度作為卷積神經網路的分類精度而進行了複查。下表是表示 CNN 分類與侵入深度的一致程度的表。

	白色光	NBI用窄帶光	所有內視鏡圖像
表淺型食道癌	100%(75/75)	99%(67/68)	99%(142/143)
進行型食道癌	100%(14/14)	82%(9/11)	92%(23/25)
所有食道癌	100%(89/89)	96%(76/79)	98%(165/168)

【0140】 如上表所示，於對被檢查者的食道內照射白色光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 100% (89/89) 的食道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。即，已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 100% (75/75) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 100% (14/14) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。

【0141】 另外，於對被檢查者的食道內照射 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 96% (76/79) 的食道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 99% (67/68) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 82% (9/11) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。

【0142】 另外，於對被檢查者的食道內照射白色光或 NBI 用窄帶光來進行拍攝所得的內視鏡圖像中，整體的 98% (165/168) 的食

道癌的分類已由卷積神經網路正確地分類。已於組織學上作為表淺型食道癌而得到證明的食道癌中的 99% (142/143) 的食道癌已由卷積神經網路作為表淺型食道癌而正確地分類。另外，已於組織學上作為進行型食道癌而得到證明的食道癌中的 92% (23/25) 的食道癌已由卷積神經網路作為進行型食道癌而正確地分類。如以上般，可知卷積神經網路的分類精度非常高。再者，與鱗狀細胞癌及腺癌相關的卷積神經網路的分類精度分別為 99% (146/147) 及 90% (19/21)。

【0143】 為了提昇卷積神經網路的診斷能力，重要的是對由卷積神經網路錯誤地檢測到食道癌的理由、與未正確地檢測到真正的食道癌即看漏的理由進行驗證。因此，本發明者等人對由卷積神經網路錯誤地檢測到食道癌的內視鏡圖像（假陽性圖像）、及未由卷積神經網路檢測到真正的食道癌的內視鏡圖像（假陰性圖像）均進行了複查，並分類成若干類別。

【0144】 下表是表示假陽性圖像及假陰性圖像的分類結果的表。如下表所示，188 張假陽性圖像中的 95 張假陽性圖像 (50%) 伴隨陰影。另外，61 張假陽性圖像 (32%) 包含容易辨別為食道癌的正常結構，其大部分為食道胃接合部 (Esophageal Gastric Junction, EGJ) 或左主支氣管。另外，32 張假陽性圖像 (17%) 包含有可能被誤診為食道癌的良性病變，其大部分為術後瘢痕、局灶性萎縮 (focal atrophy)、巴瑞特食道 (Barrett's esophagus)、炎症。

假陽性圖像	數量(%)
由於伴隨陰影	95(50)
由於是容易辨別為食道癌的正常結構 (食道胃接合部/左主支氣管/椎體)	61(32) (29/25/7)
由於是有可能被誤診為食道癌的良性病變 (術後瘢痕/局灶性萎縮/巴瑞特食道/炎症/上皮內贊瘤形成/角質化/異位胃黏膜)	32(17) (13/9/5/4/1/1/1)

假陰性圖像	數量(%)
由於被誤診為由背景黏膜所引起的炎症	10(25)
由於藉由NBI用窄帶光而不清晰地拍攝鱗狀細胞癌 (ESCC)	7(17)
由於與腺癌 (EAC) 相關的學習不充分	4(10)
由於是難以診斷的狀態 (病變存在于遠方、僅存在病變的一部分)	20(49)

【0145】 圖 17A 是將因伴隨陰影，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17A 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 170、病變名 (表淺型食道癌) 及概率分數 (0.70)。

【0146】 圖 17B 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構 (食道胃接合部)，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17B 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置 (範圍) 的矩形框 172、病變名 (表淺型食道癌) 及概率分數 (0.57)。

【0147】 圖 17C 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構 (左主支氣管)，故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17C 所示，於分

析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 174、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.60）。

【0148】 圖 17D 是將因包含容易辨別為食道癌的正常結構（椎體），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17D 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 176、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.80）。

【0149】 圖 17E 是將因包含有可能被誤診為食道癌的良性病變（術後瘢痕），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17E 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 178、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.88）。

【0150】 圖 17F 是將因包含有可能被誤診為食道癌的良性病變（局灶性萎縮），故已由卷積神經網路錯誤地檢測及分類的內視鏡圖像及分析結果圖像作為假陽性圖像來表示的圖。如圖 17F 所示，於分析結果圖像中顯示有表示由卷積神經網路所推斷的病變位置（範圍）的矩形框 180、病變名（表淺型食道癌）及概率分數（0.83）。

【0151】 另外，如上表所示，可認為 41 張假陰性圖像中的 10 張假陰性圖像（25%）被卷積神經網路誤診斷為由背景黏膜所引起的炎症的結果是未作為真正的食道癌而被檢測到。另外，可認為 7 張假陰性圖像（17%）因照射有 NBI 用窄帶光的鱗狀細胞癌被不清晰地拍攝，故未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。

【0152】 另外，可認為 4 張假陰性圖像（10%）雖然存在巴瑞特食道腺癌，但與腺癌相關的學習存在不充分的地方，因此未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。另外，可認為 20 張假陰性圖像（49%）因於內視鏡圖像中為病變存在於遠方、僅存在病變的一部分等難以診斷的狀態，故未作為真正的食道癌而由卷積神經網路檢測到。

【0153】 圖 18A 是將包含因於內視鏡圖像中為病變存在於遠方而難以診斷的狀態，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 182 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0154】 圖 18B 是將包含因於內視鏡圖像中為僅存在病變的一部分而難以診斷的狀態，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 184 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0155】 圖 18C 是將包含作為被誤診斷為由背景黏膜所引起的炎症的結果，未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 186 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0156】 圖 18D 是將包含因照射有 NBI 用窄帶光的鱗狀細胞癌

被不清晰地拍攝，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 188 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0157】 圖 18E 是將包含雖然存在巴瑞特食道腺癌，但與腺癌相關的學習存在不充分的地方，故未由卷積神經網路檢測到的食道癌（巴瑞特食道腺癌）的內視鏡圖像作為假陰性圖像來表示的圖。矩形框 190 僅供參考，其表示已於組織學上得到證明的食道癌的病變位置（範圍），並不顯示於實際的分析結果圖像中。

【0158】 根據以上的第三評價試驗的結果，可知即便食道癌小，卷積神經網路亦能夠相當正確且以令人吃驚的速度有效地檢測食道癌，存在有助於減少食道的內視鏡檢查中的食道癌的看漏的可能性。進而，可知卷積神經網路可將所檢測到的食道癌正確地分類，而強力地支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像的診斷。而且，可認為藉由進行更多的學習處理，卷積神經網路達成更高的診斷精度。

【0159】 2017 年 10 月 30 日申請的日本專利特願 2017-209232、2018 年 1 月 22 日申請的日本專利特願 2018-007967、2018 年 3 月 5 日申請的日本專利特願 2018-038828 的日本申請中所包含的說明書、圖式及摘要的揭示內容全部被引用於本申請案中。

[產業上之可利用性]

【0160】 本發明作為可支援由內視鏡醫生所進行的內視鏡圖像

的診斷的圖像診斷支援裝置、資料收集方法、圖像診斷支援方法及圖像診斷支援程式有用。

【符號說明】

【0161】

10：內視鏡圖像取得部（圖像取得部）

20：病變推斷部

30：顯示控制部

40：學習裝置

50、52、54、56、58、60、62、64、66、70、72、74、76、78、80、82、84、86、88、110、112、114、116、118、120、122、124、126、128、130、132、134、136、138、140、142、144、146、150、152、154、156、158、160、162、170、172、174、176、178、180、182、184、186、188、190：矩形框

90、92、94：虛線

100：圖像診斷支援裝置

101：CPU

102：ROM

103：RAM

104：外部記憶裝置

105：通信接口

106：GPU

200：內視鏡攝像裝置

300：顯示裝置

D1：內視鏡圖像資料

D2：推斷結果資料

D3：分析結果圖像資料

D4：教學資料

Na：特徵提取部

Na1、Na2：特徵量提取層

Nb：辨識部

