

19



LE GOUVERNEMENT
DU GRAND-DUCHÉ DE LUXEMBOURG
Ministère de l'Économie

11

N° de publication :

LU507803

12

BREVET D'INVENTION**B1**

21

N° de dépôt: LU507803

51

Int. Cl.:
G16H 10/00, G16B 5/00, G06N 3/00

22

Date de dépôt: 19/07/2024

30

Priorité:

72

Inventeur(s):
SHI Chao – China

43

Date de mise à disposition du public: 22/01/2025

74

Mandataire(s):
IP SHIELD – 1616 Luxembourg (Luxemburg)

47

Date de délivrance: 22/01/2025

73

Titulaire(s):
NANCHANG HIGH-TECH ZONE PEOPLE'S HOSPITAL
(GAOXIN HOSPITAL OF THE FIRST AFFILIATED
HOSPITAL OF NANCHANG UNIVERSITY) – Nanchang
City, Jiangxi (China)

54

EIN INTELLIGENTES VORHERSAGEVERFAHREN UND -SYSTEM FÜR DAS RISIKO EINER NSCLC-LYMPHKNOTENMETASTASIERUNG.

57

Die vorliegende Erfindung offenbart ein intelligentes Vorhersageverfahren und -system für das Risiko einer NSCLC-Lymphknotenmetastasierung; durch Erhalt von H&E-gefärbten digitalen Vollfeldschnitten eines Lungenkrebspatienten sowie der klinischen Daten des Patienten werden die Bilddaten einer Qualitätskontrolle, Farbblockverarbeitung und einem Screening unterzogen; Die vorverarbeiteten Farbblocke werden in einem zweistufigen Analyseprozess verwendet: Dazu gehört die Erstellung eines CNN-Modells zur Identifizierung von nicht krebsartigem Gewebe und eines CNN-Modells zur Vorhersage von Lymphknotenmetastasen bei frühem nicht-kleinzelligem Lungenkrebs. Beide Teile der Analyse umfassen: Aufteilung der Farbblockbilder in einen Trainings- und einen Validierungssatz und Konstruktion des Modells durch den CNN-Algorithmus, Optimierung der Parameter des trainierten CNN-Modells und Validierung des optimierten CNN-Modells im Validierungssatz. Das getestete CNN-Modell wird schließlich verwendet, um das Risiko einer Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium vorherzusagen. Die vorliegende Erfindung verwendet einen Deep-Learning Algorithmus zur Auswertung von pathologischen Schnitten, der es ermöglicht, die Genauigkeit der Bewertung des Risikos einer Tumormetastasierung zu verbessern, die medizinischen Kosten erheblich zu senken und eine breite Anwendung zu finden.

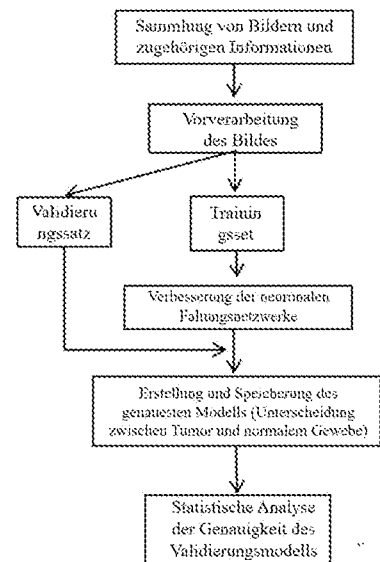


Bild 1

Ein intelligentes Vorhersageverfahren und -system für das Risiko einer NSCLC- Lymphknotenmetastasierung

LU507803

Technischer Bereich

Die vorliegende Erfindung gehört zum Gebiet der Erkennungstechnologie mit künstlicher Intelligenz und bezieht sich insbesondere auf ein Verfahren und ein System zur Vorhersage des Risikos der Lymphknotenmetastasierung von frühem nicht-kleinzelligem Lungenkrebs auf der Grundlage eines neuronalen Faltungsnetzwerks.

Technologie im Hintergrund

Primäres Lungenkarzinom ist der bösartige Tumor mit der weltweit höchsten Morbiditäts- und Mortalitätsrate, und primäres nicht-kleinzelliges Lungenkarzinom (NSCLC) ist die wichtigste pathologische Form von primärem Lungenkrebs. Die präzise Behandlung von NSCLC im Frühstadium ist von großer klinischer Bedeutung.

Um eine präzise Behandlung von Lungenkrebs im Frühstadium zu erreichen, ist eine radikale Behandlung der Läsion auf der Grundlage einer minimalen Operationszeit und eines minimalen chirurgischen Traumas erforderlich. Doch obwohl die Operationszeit bei einer einfachen Massenresektion relativ kurz ist, entwickeln einige Patienten ein Jahr nach der Operation regionale Lymphknotenmetastasen. Eine Massenresektion zusammen mit einer Lymphknotenuntersuchung an 1-2 Stationen in der Region erfordert zusätzliche Operationszeit und Wartezeit für die gefrorene Pathologie, was für die postoperative Erholung von Patienten mit schlechter kardiorespiratorischer Funktion oder älteren Patienten riskant ist. Derzeit gibt es kein klares und effizientes klinisches Instrument zur Bewertung des Metastasierungsrisikos in den Lymphknoten von T1-2-NSCLC.

Aktuelle Genomstudien haben ergeben, dass Tumore mit Mutationen in bestimmten Treibergenen wie EGFR, HER2, ALK, MET usw. höhere Rezidivraten haben und aggressiver sind. Es ist jedoch nicht möglich, das genomische Profil des Tumors während der Operation schnell zu bestimmen. Daher werden andere schnelle und präzise Methoden benötigt, um das Risiko einer Lymphknotenmetastasierung bei NSCLC im Frühstadium zu beurteilen.

Faltungsneuronalen Netze (Convolutional Neural Networks, CNN) sind derzeit die wichtigsten Algorithmen für neuronale Netze der künstlichen Intelligenz und das visuelle Deep Learning der KI. In den letzten Jahren wurden CNNs aufgrund ihrer herausragenden, hochpräzisen Leistung im Bereich der visuellen Bilderkennung schrittweise auf den medizinischen Bereich ausgeweitet, einschließlich der medizinischen Bildgebung, der medizinischen Pathologie und der medizinischen Entscheidungsunterstützung. Im Bereich der pathologiegestützten Diagnose und Bildsegmentierung wurde es zur Analyse genomischer Veränderungen und zur Klassifizierung mit hoher Genauigkeit und geringen Kosten eingesetzt. Die Entwicklung von KI-Technologie für die Risikobewertung von Lungenkrebspatienten mit hohem Risiko für Lymphknotenmetastasen kann Klinikern eine genauere Grundlage für chirurgische Entscheidungen bieten und die Präzision der Patientenbehandlung maximieren.

Bestehende intraoperative Schnellschnittverfahren nach H&E-Färbung werden zur Diagnose einer Vielzahl gutartiger und bösartiger Tumoren und einiger hochaggressiver Lungentumoren sowie zur Beurteilung des Metastasierungsrisikos eingesetzt. Da die Durchführung manuell erfolgt, ist sie durch menschliche Faktoren sowie Zeit- und Reagenzienverbrauchskosten begrenzt. Die fehlende KI-Technologie für NSCLC-Lymphknotenmetastasen erfordert effektive KI-Algorithmen, eine große Menge an unterstützenden Bilddaten und leistungsstarke Grafikverarbeitungseinheiten (GPUs), und der gesamte Trainingsprozess muss von einem professionellen klinischen Onkologen geleitet werden. Faltungsneuronalen Netze extrahieren

automatisch Bildmerkmale und definieren das Risiko durch das Modell. Eine manuelle Merkmalsdefinition vor Ort ist nicht erforderlich, so dass eine klinische Implementierung in hohem Maße möglich ist. Mit dieser Technologie lässt sich das Risiko einer Lymphknotenmetastasierung während der Operation schnell und definitiv einschätzen und eine Entscheidungshilfe für die Lymphknotendisektion geben.

Inhalt der Erfindung

Um die oben genannten technischen Probleme zu lösen, stellt die vorliegende Erfindung eine intelligente Vorhersagemethode und ein intelligentes Vorhersagesystem für NSCLC-Lymphknotenmetastasen auf der Grundlage von CNN zur Verfügung, das das Problem der frühen NSCLC-Lymphknotenmetastasen angeht, das sich hauptsächlich auf die klinische Diagnose stützt, und führt eine begrenzte Forschung über die Erkennung und Diagnose der frühen NSCLC-Lymphknotenmetastasen durch. Kein einschlägiges Krankenhaus hat bisher die frühe Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs durch eine automatische computergestützte Diagnose vorhergesagt; auf der Grundlage eines neuronalen Faltungsnetzwerks kann es das Risiko einer frühen Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs schnell und genau einschätzen, den Klinikern eine genauere Grundlage für die chirurgische Entscheidungsfindung bieten und die Präzision der Patientenbehandlung maximieren;

Um das obige technische Ziel zu erreichen, wird die vorliegende Erfindung durch die folgende technische Lösung erreicht: ein CNN-basiertes intelligentes Vorhersageverfahren des Lymphknotenmetastasierungsrisikos von NSCLC, umfassend die folgenden Schritte:

S1: Erhalten von digitalen Vollfeldbildern (WSI) von konventionellen pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von chirurgisch resezierten Lungenkrebsmassen im Stadium T1-2 und zusätzlich Erhalten von digitalen Vollfeldbildern (WSI) von pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von normalem Lungengewebe; alle Bilder werden von einem Pathologen geprüft und bestätigt;

S2: Pathologe markiert den Bereich des Normalgewebes im Vollfeld-Digitalschnitt des H&E-Lungenkrebses; Pathologe überprüft den Vollfeld-Digitalschnitt des normalen Lungengewebes ohne Tumorgewebe im Bild;

S3: Schneiden des Farbblocks des aufgenommenen Bildes;

S4: Die Farbblockbilder werden entsprechend den Fällen, zu denen sie gehören, in einen Trainings- und einen Validierungssatz unterteilt. Jeder Satz enthält 1:1 Tumor- und Nicht-Tumor-Farbblöcke, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

S5: Die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks werden optimiert, um ein neuronales Faltungsnetzwerkmodell zur Unterscheidung zwischen Tumor- und Normalgewebe zu bestimmen;

S6: Testen des Modells des neuronalen Faltungsnetzwerks in einem Testsatz und Bewertung der Genauigkeit des Modells zur Unterscheidung zwischen Tumoren und normalem Gewebe;

S7: Analyse von Farbblöcken aus allen digitalen Vollfeldschnitten von Lungenkrebs unter Verwendung des validierten neuronalen Faltungsnetzwerkmodells zur Identifizierung und Entfernung von Nicht-Tumor-Farbblöcken;

S8: Die zu den Tumorblockbildern gehörenden Fälle werden in einen Trainings- und einen Validierungssatz unterteilt, die jeweils 1:1-Blöcke metastatischer und nicht-metastatischer Fälle enthalten, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

S9: Nachdem die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks optimiert wurden, wird die Genauigkeit des neuronalen Faltungsnetzwerkmodells für die Bewertung des Risikos der Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium im Testsatz getestet; LU507803

5 S10: Auswertung einer unabhängigen Testprobe unter Verwendung eines validierten zweistufigen neuronalen Faltungsnetzwerkmodells;

Vorzugsweise ist das spezifische Verfahren zum Screening der erfassten Bilddaten in S2 wie folgt:

10 S2.1: Gewinnung der relevanten Daten des Patienten, Ausschluss von kleinzelligem Lungenkrebs, Ausschluss von H&E-Flecken mit starker Entfärbung oder Objektträgerkontamination, und Ausschluss von H&E-Flecken in normalem Lungengewebe H&E-Flecken mit Infektion, Fibrose usw., die die Unterscheidung von normalem Lungengewebe beeinträchtigen;

15 S2.2: Die visuelle Qualität des Ausschlusses von Tumorgewebe wird durch technische Artefakte wie Luftblasen, Stiftspuren, Wassertröpfchen, Staub, Lufteinschlüsse, Haare usw. auf Glasobjektträgern beeinträchtigt; die Bilder aller digitalen Vollfeldschnitte werden von drei Pathologen beurteilt, die die Bilder im Verhältnis 1:1 in Tumor- und Nichttumorgewebe unterteilen; Bilder, bei denen die drei Experten sich in der Diagnose nicht einig sind, werden ausgeschlossen;

20 Vorzugsweise ist die spezifische Methode der Farbblocksegmentierung der erfassten Bilddaten in S3 wie folgt:

Alle Gewebe der digitalen Vollfeldschnitte werden in quadratische Farblöcke von $300\text{pix} \times 300\text{pix}$ Seitenlänge geschnitten, was $150\ \mu\text{m} \times 150\ \mu\text{m}$ mit einer Auflösung von $0,5\ \mu\text{m pix}^{-1}$ entspricht; Farblöcke mit mehr als 50 % der leeren Hintergrundfläche werden ausgeschlossen; Die Leuchtdichte der Hintergrundpixel RGB (0~255) wird definiert; für die Benchmark-Aufgabe (Bestimmung des optimalen neuronalen Netzmodells) werden diese Bilder auf $400\ \text{pix} \times 400\ \text{pix}$ eingestellt;

Vorzugsweise wird das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk in S4 zum Merkmalstraining und zur Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet; die Struktur des neuronalen Faltungsnetzwerks umfasst:

30 Schicht 1: Die Eingabedaten sind $400 \times 400 \times 1$, der Auffüllwert ist 4, 100 Faltungskerne, die Größe des Faltungskerns ist 11×11 , die Schrittweite ist 3, und wir erhalten $[(400-11+2 \times 2)/3]+1 = 132$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $132 \times 132 \times 100$, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion durch ReLU-Aktivierungsfunktion 1 verarbeitet, und wir erhalten die $132 \times 132 \times 100$ Daten;

35 Schicht 2: Die Pooling-Schicht 1 fasst maximal 5×5 Kerne mit einer Schrittgröße von 3 zusammen und erhält $[(132-5+2 \times 1)/3+1] = 44$ Merkmale und $44 \times 44 \times 100$ Daten;

Schicht 3: Die Eingabedaten sind $44 \times 44 \times 100$, der Auffüllwert ist 0, 150 Faltungskerne, die Größe des Faltungskerns ist 5×5 , die Schrittgröße ist 3, und wir erhalten $[(44-5+2 \times 0)/3] + 1 = 14$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $14 \times 14 \times 150$, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion 2 verarbeitet, und wir erhalten $14 \times 14 \times 150$ Daten;

40 Schicht 4: Die Pooling-Schicht 2 fasst maximal 3×3 Kerne mit einer Schrittweite von 2 zusammen und erhält $[(14-3)/2+1] = 7$ Merkmale und $7 \times 7 \times 150$ Daten;

Schicht 5: Eingabedaten $7 \times 7 \times 150$, L2-Regularisierung und volle Konnektivität, 100 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 5-Verarbeitung, dann Dropout1-Verarbeitung, schließlich 150 Daten erhalten;

45

Schicht 6: Eingabedaten 100, L2-Regularisierung und volle Konnektivität, 50 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 6-Verarbeitung, dann Dropout2-Verarbeitung, schließlich 50 Daten erhalten;

5 Schicht 7: Eingabedaten 50, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, um 2 Merkmalsdaten zu erhalten.

Ein weiteres Ziel der vorliegenden Erfindung ist es, ein CNN-basiertes intelligentes Vorhersagesystem für das Risiko von NSCLC-Lymphknotenmetastasen bereitzustellen, das Folgendes umfasst: ein Eingabeterminalmodul, ein Einzelfallverarbeitungsprogrammmodul, ein Lernoptimierungsprogrammmodul und ein Berichtsausgabeterminalmodul;

10 Das Eingabeterminalmodul umfasst die Qualitätskontrolle des eingegebenen digitalen Lungenkrebs-Vollfeldbildes, die dazu dient, die Farbblöcke des normalen Gewebes neben dem Krebs zu entfernen, die Farbblöcke mit hohem Hintergrund zu entfernen und die Farbblöcke des Tumorgewebes zu erhalten und zu reorganisieren, um den Vorverarbeitungseffekt zu erzielen;

15 Das Modul für das Einzelfallverarbeitungsverfahren, das die Analyse des Bildes unter Verwendung des wie zuvor beschriebenen neuronalen Faltungsnetzmodells, die Ermittlung der Merkmale jedes charakteristischen Farbblocks und schließlich die Durchführung der Risikodiskriminierung umfasst;

20 Das Modul für das Lernoptimierungsverfahren zum stapelweisen Empfangen digitaler Bilder von Lungenkrebs mit bekannten Ergebnissen (Lymphknotenmetastasen), die in eine Bibliothek von zuvor gespeicherten Trainings- und Testsätzen aufgenommen werden, und zum Durchführen einer Neukonstruktion und Optimierung des Faltungsneuronalnetzmodells in einem Trainingssatz mit einer erhöhten Stichprobengröße; und zum Durchführen eines Genauigkeitstests in einem Validierungssatz;

25 Das Berichtsausgabeterminalmodul zum Ausgeben eines Berichts, der eine Sammlung von Farbblöcken nach dem Entfernen von Normalen und Hintergrund aus dem digitalen Vollsichtbild eines einzelnen Falles und eine Farbdifferenzkarte zur Risikodiskriminierung verschiedener Farbblöcke enthält; und schließlich eine Lymphknotenmetastasen-Risikodiskriminierung für den Fall, der durch das Gesamtabtastbild dargestellt wird.

30 Ein weiterer Gegenstand der vorliegenden Erfindung ist die Bereitstellung einer CNN-basierten intelligenten Vorhersagevorrichtung für das Metastasierungsrisiko von NSCLC-Lymphknoten, umfassend: einen Speicher und einen Prozessor, wobei der Speicher ein Computerprogramm speichert, wobei das Computerprogramm, wenn es von dem Prozessor ausgeführt wird, den Prozessor veranlasst, die folgenden Schritte durchzuführen:

35 1) Durchführen einer Qualitätskontrolle an einem Bild, das in einen digitalen Vollfeldschnitt von Lungenkrebs eingegeben wird, der in der Lage ist, Farbblöcke von normalem Gewebe neben dem Krebs zu entfernen, Farbblöcke mit hohem Hintergrund zu entfernen und Farbblöcke von Tumorgewebe beizubehalten und umzustrukturieren, um einen Vorverarbeitungseffekt zu erzielen;

40 2) Verwendung des zuvor erstellten neuronalen Faltungsnetzwerks zur Analyse des Bildes, Ermittlung der Merkmale jedes charakteristischen Farbblocks und schließlich Durchführung der Risikounterscheidung;

45 3) Empfang von digitalen Vollfeld-Scheibenbildern von Lungenkrebs mit bekannten Ergebnissen (Lymphknotenmetastasen) im Stapel, Aufnahme in die zuvor gespeicherten Trainings- und Testsatz-Bibliotheken und Durchführung der Rekonstruktion und Optimierung des neuronalen Faltungsnetzmodells im Trainingssatz mit einer erhöhten Stichprobengröße; und Durchführung des Genauigkeitstests im Validierungssatz;

4) Ausgabebericht, einschließlich der Sammlung von Farbblocken nach Entfernung von Normalen und Hintergrund aus den Einzelscanbildern und der Farbdifferenzkarte für die Risikodiskriminierung verschiedener Farbblocke; und schließlich die Risikodiskriminierung von Lymphknotenmetastasen für den durch das Gesamtscanbild dargestellten Fall. LU507803

5 Die vorteilhaften Effekte der vorliegenden Erfindung sind:

Die vorliegende Erfindung verwendet eine intelligente Computerinterpretation von digitalen Vollbildschnitten, und durch den optimierten Algorithmus der künstlichen Intelligenz, der auf einem neuronalen Faltungsnetzwerk basiert, können zwei Unterscheidungen genau durchgeführt werden: 1. schnelle und genaue Unterscheidung von Tumor- und Nicht-Tumorgewebe auf pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern; 2. effiziente und genaue Bewertung des Risikos von Lymphknotenmetastasen bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium als Grundlage für chirurgische Entscheidungen und zur Maximierung der Präzision der Patientenbehandlung. Bei Patienten mit niedrigem Risiko kann es den Umfang der Lymphknotendisektion reduzieren und die Operationszeit verkürzen, wodurch postoperative Komplikationen verringert und medizinische Ressourcen gespart werden; bei Patienten mit hohem Risiko kann es Chirurgen helfen, Entscheidungen über die Lymphknotendisektion zu treffen, und die Lymphknotendisektion bei Patienten mit hohem Risiko kann dazu beitragen, die Wahrscheinlichkeit eines Tumorrezidivs bei postoperativen Patienten zu verringern.

Beschreibung der beigefügten Zeichnungen

20 Um die technischen Lösungen der Ausführungsformen der vorliegenden Anmeldung deutlicher zu veranschaulichen, wird im Folgenden eine kurze Einführung in die begleitenden Zeichnungen, die in den Ausführungsformen der vorliegenden Anmeldung zu verwenden sind. Es ist offensichtlich, dass die begleitenden Zeichnungen, die unten beschrieben werden, nur einige Ausführungsformen der vorliegenden Anmeldung sind, und andere begleitende Zeichnungen 25 können von einer Person mit gewöhnlichen Fachkenntnissen auf dem Gebiet auf der Grundlage der begleitenden Zeichnungen erhalten werden, ohne irgendwelche kreativen Anstrengungen zu machen.

Bild 1 ist ein schematisches Diagramm eines Verfahrens zur Unterscheidung zwischen Tumoren und normalem Gewebe auf der Grundlage eines neuronalen Faltungsnetzwerks, das durch die vorliegende Erfindung bereitgestellt wird; 30

Bild 2 ist ein schematisches Diagramm eines intelligenten Verfahrens zur Vorhersage der Lymphknotenmetastasierung von frühem nicht-kleinzelligem Lungenkrebs auf der Grundlage eines neuronalen Faltungsnetzwerks, das durch die vorliegende Erfindung bereitgestellt wird;

Bild 3 ist ein Flussdiagramm eines intelligenten Bewertungsverfahrens zur Vorhersage der Lymphknotenmetastasierung von nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium auf der Grundlage eines durch die vorliegende Erfindung bereitgestellten neuronalen Faltungsnetzwerks; 35

Bild 4 ist ein schematisches Diagramm einer Analyse der Genauigkeit der Unterscheidung von Nicht-Tumorkomponenten von nicht-kleinzelligem Lungenkrebs, die durch die vorliegende Erfindung bereitgestellt wird;

40 Bild 5 ist ein Diagramm eines Beispiels für die Reorganisation von Farbblocken zur Unterscheidung von nicht-kleinzelligem Lungenkrebsgewebe von normalem Gewebe, das durch die vorliegende Erfindung bereitgestellt wird;

Bild 6 ist ein schematisches Diagramm der Genauigkeitsanalyse von Lymphknotenmetastasen bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs, die durch die vorliegende Erfindung bereitgestellt wird. 45

Detaillierte Beschreibung

Um eine klare und vollständige Beschreibung der technischen Lösungen und technischen Wirkungen der vorliegenden Erfindung zu geben, wird eine detaillierte Beschreibung anhand der folgenden Ausführungsbeispiele gegeben;

5 Ausführungsform 1

Wie in den Bildern 1 bis 3 dargestellt, umfasst eine intelligente CNN-basierte Methode zur Vorhersage des Risikos einer Lymphknotenmetastasierung bei NSCLC die folgenden Schritte:

10 S1: Gewinnung von digitalen Ganzfeldbildern (WSI) von konventionellen pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von chirurgisch resezierten Lungenkrebsmassen im Stadium T1-2 und zusätzlich Gewinnung von digitalen Ganzfeldbildern (WSI) von pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von normalem Lungengewebe; alle Bilder werden von einem Pathologen geprüft und bestätigt;

15 S2: Der Facharzt für Pathologie kennzeichnete den Bereich des normalen Gewebes im Vollfeld-Digitalschnitt der H&E-Färbung von Lungenkrebs; der Facharzt für Pathologie überprüfte den Vollfeld-Digitalschnitt des normalen Lungengewebes, und das Bild enthielt kein Tumorgewebe;

S3: Schneiden des Farbblocks des aufgenommenen Bildes;

20 S4: Die Farbblockbilder werden je nach den Fällen, zu denen sie gehören, in einen Trainings- und einen Validierungssatz unterteilt, wobei jeder Satz 1:1 Tumor- und Nicht-Tumor-Farbblocke enthält, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird zum Merkmalstraining und zur Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

S5: Die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks werden optimiert, um ein neuronales Faltungsnetzwerkmodell zur Unterscheidung zwischen Tumor- und Normalgewebe zu bestimmen;

25 S6: Testen des Modells des neuronalen Faltungsnetzwerks in einem Testsatz und Bewertung der Genauigkeit des Modells zur Unterscheidung zwischen Tumoren und normalem Gewebe;

S7: Analyse von Farbblocken aus allen digitalen Vollfeldschnitten von Lungenkrebs unter Verwendung des validierten neuronalen Faltungsnetzwerkmodells zur Identifizierung und Entfernung von Nicht-Tumor-Farbblocken;

30 S8: Die zu den Tumor-Farbblockbildern gehörenden Fälle werden in einen Trainings- und einen Validierungssatz unterteilt, die jeweils 1:1-Farbblocke metastatischer und nicht-metastatischer Fälle enthalten, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

35 S9: Nachdem die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks optimiert wurden, wird die Genauigkeit des neuronalen Faltungsnetzwerkmodells für die Bewertung des Risikos der Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium im Testsatz getestet;

S10: Auswertung einer unabhängigen Testprobe unter Verwendung eines validierten zweistufigen neuronalen Faltungsnetzwerkmodells;

40 Vorzugsweise ist das spezifische Verfahren zum Screening der erfassten Bilddaten in S2:

45 S2.1: Einholung relevanter Informationen über den Patienten zum Ausschluss von kleinzelligem Lungenkrebs, Ausschluss von H&E-Färbungen, die stark verfärbt sind oder kontaminierte Objektträger aufweisen, und Ausschluss von H&E-Färbungen von normalem Lungengewebe, die durch Infektionen, Fibrose usw. beeinträchtigt sind, die die Unterscheidung von normalem Lungengewebe beeinträchtigen;

S2.2: Die visuelle Qualität von Tumorgewebe wird ausgeschlossen, wenn sie durch technische Artefakte wie Luftblasen, Stiftmarkierungen, Wassertröpfchen, Staub, Lufteinschlüsse, Haare usw. auf Glasobjektträgern beeinträchtigt wird; die Bilder aller digitalen Vollfeldschnitte werden von drei Pathologen beurteilt, die die Bilder auf einer 1:1-Basis für die Klassifizierung in Tumor- und Nichttumorgewebe auswählen; Bilder, bei denen sich die drei Spezialisten in der Diagnose nicht einig sind, werden ausgeschlossen;

Vorzugsweise ist die spezifische Methode der Farbblocksegmentierung der erfassten Bilddaten in S3 wie folgt:

Alle Gewebe der digitalen Vollfeldschnitte werden in quadratische Farbböcke mit einer Seitenlänge von 300pix×300pix geschnitten, was 150 µm×150 µm mit einer Auflösung von 0,5 µm pix-1 entspricht; Blöcke mit mehr als 50% des leeren Hintergrundbereichs werden ausgeschlossen; und die Leuchtdichte der Hintergrundpixel, RGB (0~255), wird definiert; Für die Basisaufgabe (Bestimmung des besten neuronalen Netzmodells) werden diese Bilder auf 400 Pixel x 400 Pixel skaliert;

Vorzugsweise wird das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk in S4 zum Merkmalstraining und zur Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet; die Struktur des neuronalen Faltungsnetzwerks umfasst:

Schicht 1: Die Eingabedaten sind 400×400×1, der Auffüllwert ist 4, 100 Faltungskerne, die Größe des Faltungskerns ist 11×11, die Schrittweite ist 3, und wir erhalten $[(400-11+2\times 2)/3]+1=132$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind 132×132×100, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion durch ReLU-Aktivierungsfunktion 1 verarbeitet, und wir erhalten die 132×132×100 Daten;

Schicht 2: Die Pooling-Schicht 1 fasst maximal 5×5 Kerne mit einer Schrittgröße von 3 zusammen und erhält $[(132-5+2\times 1)/3+1]=44$ Merkmale und 44×44×100 Daten;

Schicht 3: Die Eingabedaten sind 44 × 44 × 100, der Auffüllwert ist 0, 150 Faltungskerne, die Größe des Faltungskerns ist 5×5, die Schrittgröße ist 3, und wir erhalten $[(44-5+2\times 0)/3]+1=14$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind 14×14×150, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion 2 verarbeitet, und wir erhalten 14×14×150 Daten;

Schicht 4: Die Pooling-Schicht 2 fasst maximal 3×3 Kerne mit einer Schrittweite von 2 zusammen und erhält $[(14-3)/2+1]=7$ Merkmale und 7×7×150 Daten;

Schicht 5: Eingabedaten 7×7×150, L2-Regularisierung und volle Konnektivität, 100 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 5-Verarbeitung, dann Dropout1-Verarbeitung, schließlich 150 Daten erhalten;

Schicht 6: Eingabedaten 100, L2-Regularisierung und volle Konnektivität, 50 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 6-Verarbeitung, dann Dropout2-Verarbeitung, schließlich 50 Daten erhalten;

Schicht 7: Eingabedaten 50, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, Ergebnis sind 2 Merkmale.

Ausführungsform 2

Ein weiteres Ziel der vorliegenden Erfindung ist es, ein CNN-basiertes intelligentes Vorhersagesystem für das Risiko einer Lymphknotenmetastasierung von NSCLC bereitzustellen, das Folgendes umfasst: ein Eingabeterminalmodul, ein Einzelfallverarbeitungsprogrammmodul, ein Lern- und Optimierungsprogrammmodul und ein Berichtsausgabeterminalmodul;

Das Eingabeterminalmodul beinhaltet die Durchführung einer Qualitätskontrolle auf dem digitalen Vollfeld-Eingabebild von Lungenkrebs, das verwendet wird, um normale

Gewebefarbblocke neben dem Krebs zu entfernen, Farbblocke mit hohem Hintergrund zu entfernen und die Tumorgewebefarbblocke beizubehalten und zu reorganisieren, um den Vorverarbeitungseffekt zu erzielen; LU507803

Das besagte Modul für die Einzelfallverarbeitung, das die Analyse des Bildes unter Verwendung des wie oben beschriebenen neuronalen Faltungsnetzmodells, die Ermittlung der Merkmale jedes charakteristischen Farbblocks und schließlich die Durchführung der Risikounterscheidung umfasst;

Das Modul für das Lernoptimierungsverfahren zum stapelweisen Empfangen von digitalen Vollfeld-Sichtbildern von Lungenkrebs mit bekanntem Ergebnis (Lymphknotenmetastasen), zum Aufnehmen dieser Bilder in eine Bibliothek von zuvor gespeicherten Trainings- und Testsätzen und zum Durchführen der Rekonstruktion und Optimierung von Faltungsneuronalnetzmodellen im Trainingssatz mit erhöhtem Stichprobenumfang; und zum Durchführen von Genauigkeitstests im Validierungssatz;

Das Berichtsausgabe-Terminalmodul wird verwendet, um einen Bericht auszugeben, der eine Sammlung von Farbblocken nach dem Entfernen von Normalen und Hintergrund aus dem digitalen Vollfeldbild eines einzelnen Falles und eine Farbdifferenzkarte zur Risikodiskriminierung verschiedener Farbblocke und schließlich eine Lymphknotenmetastasen-Risikodiskriminierung für den durch das Gesamtscanbild dargestellten Fall enthält.

Ausführungsform 3

Datenerhebung:

Pathologien mit pathologisch bestätigter Diagnose eines nicht-kleinzelligen Lungenkarzinoms und T-Stadium $\leq T2$ wurden in der Abteilung für Pathologie des First Affiliated Hospital der Universität Nanchang von Januar 2019 bis November 2021 gesammelt, und alle H&E-gefärbten Schnitte wurden gescreent; und relevante klinisch-pathologische idiosynkratische Daten der Patienten wurden erhalten.

Qualitätskontrolle:

H&E-gefärbte Schnitte mit starker Entfärbung oder Objektträgerkontamination wurden ausgeschlossen, und H&E-gefärbte Schnitte von normalem Lungengewebe mit Infektionen, Fibrose und H&E-gefärbte Schnitte, die die Unterscheidung von normalem Lungengewebe beeinträchtigen, wurden ausgeschlossen; Die visuelle Qualität des Tumorgewebes wurde durch technische Artefakte wie Luftblasen, Stiftmarkierungen, Wassertröpfchen, Staub, Lufteinschlüsse, Haare usw. auf Glasobjektträgern beeinträchtigt; die Bilder aller digitalen Vollfeldschnitte wurden von drei Pathologen bewertet, die die Bilder im Verhältnis 1:1 in Tumor- und Nichttumorgewebe unterteilten; Bilder, bei denen sich die drei Experten nicht einig waren, wurden ausgeschlossen.

Ergebnisse der Datenerhebung und Qualitätskontrolle:

Fälle mit vollständiger pathologischer Diagnose und bestandenem QC-Prozess: 87 Fälle mit normalem Lungengewebe; 53 Fälle ohne Lymphknotenmetastasen; 53 Fälle mit Lymphknotenmetastasen; Stufe 1 (Normalgewebe-Diskriminierungsmodell) Gruppierung: Trainingsset (50 Fälle mit normalem Gewebe, 50 Fälle mit Tumor), Testset (20 Fälle mit normalem Gewebe, 20 Fälle mit Tumor); In der zweiten Stufe (Modell zur Vorhersage von Lymphmetastasen) wurden die Trainingsmenge (33 Fälle ohne Metastasen, 33 Fälle mit Metastasen) und die Testmenge (20 Fälle ohne Metastasen, 20 Fälle mit Metastasen) zusammengefasst;

Bildverarbeitung:

Die Schnitte wurden im vollen Iso-Hellfeld gescannt, und aus den aufgenommenen Bildern wurden Farbblocke ausgeschnitten; die Gewebe wurden in quadratische Scheiben mit einer

Seitenlänge von $300\text{Pix} \times 300\text{Pix}$, entsprechend $150\mu\text{m} \times 150\mu\text{m}$, mit einer Auflösung von $0,5 \mu\text{m}$ ^{LU507803}
 pix^{-1} geschnitten; Farbblöcke mit mehr als 50% der Fläche des leeren Hintergrunds wurden
 ausgeschlossen; Die Luminanz des Hintergrundpixels RGB (0-255) wurde definiert; die Fälle, zu
 denen die Farbblockbilder gehörten, wurden in einen Trainings- und einen Validierungssatz
 5 unterteilt, die jeweils 1:1 Tumor- und Nicht-Tumor-Farbblöcke enthielten, und das konstruierte
 neuronale Faltungsnetzwerk wurde für das Merkmalstraining verwendet;

Struktur des neuronalen Faltungsnetzes:

Schicht 1: Die Eingabedaten sind $400 \times 400 \times 1$, der Auffüllwert ist 4, 100 Faltungskerne, die
 Größe des Faltungskerns ist 11×11 , die Schrittweite ist 3, und wir erhalten $[(400-11+2 \times 2)/3]+1$
 10 $=132$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $132 \times 132 \times 100$, und dann wird die ReLU-
 Aktivierungsfunktion 1 verarbeitet, um $132 \times 132 \times 100$ Daten zu erhalten;

Schicht 2: Die Pooling-Schicht 1 fasst maximal 5×5 Kerne mit einer Schrittgröße von 3
 zusammen und erhält $[(132-5+2 \times 1)/3+1] = 44$ Merkmale und $44 \times 44 \times 100$ Daten;

Schicht 3: Die Eingabedaten sind $44 \times 44 \times 100$, der Auffüllwert ist 0, 150 Faltungskerne, die
 15 Größe der Faltungskerne ist 5×5 , die Schrittweite ist 3, man erhält $[(44-5+2 \times 0)/3]+1=14$
 Merkmale, die Ausgabemerkmale sind $14 \times 14 \times 150$, und dann wird die ReLU-
 Aktivierungsfunktion 2 verarbeitet, um $14 \times 14 \times 150$ Daten zu erhalten;

Schicht 4: Pooling-Schicht 2 fasst maximal 3×3 Kerne mit einer Schrittweite von 2 zusammen,
 wodurch man $[(14-3)/2+1] = 7$ Merkmale und $7 \times 7 \times 150$ Daten erhält;

20 Schicht 5: Eingabedaten $7 \times 7 \times 150$, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, ergibt
 100 Merkmale, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 5-Verarbeitung, dann Dropout1-Verarbeitung,
 ergibt schließlich 150 Daten;

Schicht 6: Eingabedaten 100, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, 50 Merkmale
 25 erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 6-Verarbeitung, dann Dropout2-Verarbeitung,
 schließlich 50 Daten erhalten;

Schicht 7: Eingabedaten 50, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, Ergebnis: 2
 Merkmale.

Nicht-Tumorgewebe wurde durch das neuronale Netzwerkmodell identifiziert und entfernt:

Das Modell des neuronalen Faltungsnetzwerks wurde im Testsatz auf seine Genauigkeit bei
 30 der Unterscheidung zwischen Tumor- und Normalgewebe getestet: Die Fläche unter der ROC-
 Kurve (AUC) betrug 0,932 (0,849,0,977), die Sensitivität 0,973 und die Spezifität 0,811 (wie in
 Bild 4 dargestellt); Ein validiertes neuronales Faltungsnetzwerkmodell wurde verwendet, um die
 Farbblöcke aller digitalen Vollfeldschnitte von Lungenkrebs zu analysieren und die in den
 Tumorproben enthaltenen Nicht-Tumor-Farbblöcke zu identifizieren und zu entfernen (wie in Bild
 35 5 dargestellt); Die Fälle, zu denen die Tumor-Farbblockbilder gehörten, wurden in einen Trainings-
 und einen Validierungssatz unterteilt, die jeweils 1:1-Farbblöcke von metastatischen und nicht-
 metastatischen Fällen enthielten, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wurde für das
 Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet.

Struktur des neuronalen Faltungsnetzes:

40 Schicht 1: Die Eingabedaten sind $400 \times 400 \times 1$, der Auffüllungswert ist 4, 100 Faltungskerne,
 die Größe des Faltungskerns ist 11×11 , die Schrittweite ist 3, und wir erhalten $[(400-11+2 \times 2)/3]+1=132$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $132 \times 132 \times 100$, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion 1 verarbeitet, und wir erhalten $132 \times 132 \times 100$ Daten;

Schicht 2: Die Pooling-Schicht 1 fasst maximal 5×5 Kerne mit einer Schrittgröße von 3
 45 zusammen und erhält $[(132-5+2 \times 1)/3+1] = 44$ Merkmale und $44 \times 44 \times 100$ Daten;

Schicht 3: Die Eingabedaten sind $44 \times 44 \times 100$, der Auffüllwert ist 0, 150 Faltungskerne, die Faltungskerngröße ist 5×5 , die Schrittgröße ist 3, und wir erhalten $[(44-5+2 \times 0)/3]+1=14$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $14 \times 14 \times 150$, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion 2 verarbeitet, und wir erhalten $14 \times 14 \times 150$ Daten;

5 Schicht 4: Pooling-Schicht 2 fasst maximal 3×3 Kerne mit einer Schrittweite von 2 zusammen, um $[(14-3)/2+1] = 7$ Merkmale und $7 \times 7 \times 150$ Daten zu erhalten;

Schicht 5: Eingabedaten $7 \times 7 \times 150$, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, ergibt 100 Merkmale, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 5-Verarbeitung, dann Dropout1-Verarbeitung, ergibt schließlich 150 Daten;

10 Schicht 6: Eingabedaten 100, L2-Regularisierung und vollständige Verknüpfung, 50 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 6-Verarbeitung, dann Dropout2-Verarbeitung, schließlich 50 Daten erhalten;

Schicht 7: Eingabedaten 50, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, um 2 Merkmalsdaten zu erhalten.

15 Die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks wurden optimiert, um das Modell des neuronalen Faltungsnetzwerks für die Bewertung des Risikos der Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs zu bestimmen.

20 Das Modell des neuronalen Faltungsnetzwerks wurde im Testsatz auf seine Genauigkeit bei der Bewertung des Risikos von Lymphknotenmetastasen bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium getestet: Die Fläche unter der ROC-Kurve (AUC) betrug 0,717 (0,553,0,848), die Sensitivität 0,650 und die Spezifität 0,750 (siehe Bild 6).

Ansprüche

LU507803

1. Eine CNN-basierte intelligente Vorhersagemethode für das Risiko von NSCLC-Lymphknotenmetastasen, die sich durch die folgenden Schritte auszeichnet:

5 S1: Erhalten von digitalen Ganzfeldbildern (WSI) von konventionellen pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von chirurgisch resezierten T1-2-Lungenkrebsmassen und zusätzlich Erhalten von digitalen Ganzfeldbildern (WSI) von pathologischen H&E-gefärbten Objektträgern von normalem Lungengewebe; und alle Bilder werden von einem spezialisierten Pathologen gescreent und bestätigt;

10 S2: Der Pathologe kennzeichnet den Bereich des normalen Gewebes auf dem H&E-WSI von Lungenkrebs; der Pathologe überprüft das WSI von normalem Lungengewebe ohne Tumorgewebe im Bild;

S3: Schneiden des Farbblocks des aufgenommenen Bildes;

15 S4: Die Farbblockbilder werden entsprechend den Fällen, zu denen sie gehören, in einen Trainings- und einen Validierungssatz unterteilt, die jeweils 1:1 Tumor- und Nicht-Tumor-Blöcke enthalten, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

20 S5: Optimierung der Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks, um das neuronale Faltungsnetzwerkmodell zur Unterscheidung zwischen Tumor- und Normalgewebe zu bestimmen;

S6: Testen des neuronalen Faltungsnetzwerkmodells in der Testgruppe, um die Genauigkeit des Modells bei der Unterscheidung von Tumoren und normalem Gewebe zu bewerten;

25 S7: Analyse der Farbblocke aller digitalen Vollfeldschnitte von Lungenkrebs unter Verwendung des validierten neuronalen Faltungsnetzwerkmodells, um Nicht-Tumor-Farbblocke zu identifizieren und zu entfernen;

S8: Die Fälle, zu denen die Tumor-Farbblockbilder gehören, werden in einen Trainings- und einen Validierungssatz aufgeteilt, die jeweils 1:1-Farbblocke von metastatischen und nicht-metastatischen Fällen enthalten, und das konstruierte neuronale Faltungsnetzwerk wird für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet;

30 S9: Nachdem die Parameter des trainierten neuronalen Faltungsnetzwerks optimiert wurden, wird die Genauigkeit des neuronalen Faltungsnetzwerkmodells für die Bewertung des Risikos der Lymphknotenmetastasierung bei nicht-kleinzelligem Lungenkrebs im Frühstadium im Testsatz getestet;

35 S10: Auswertung einer unabhängigen Teststichprobe unter Verwendung eines validierten zweistufigen neuronalen Faltungsnetzmodells.

2. Ein intelligentes CNN-basiertes Verfahren zur Vorhersage des Risikos von NSCLC-Lymphknotenmetastasen nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass das spezifische Verfahren zum Screening der erfassten Bilddaten in S2 wie folgt ist:

40 S2.1: Erfassen der relevanten Daten des Patienten, Ausschluss von kleinzelligem Lungenkrebs, Ausschluss von H&E-gefärbten Schnitten mit starker Entfärbung oder Objektträgerkontamination, und Ausschluss von H&E-gefärbten Schnitten von normalem Lungengewebe, das infiziert, fibrotisch usw. ist, was die Unterscheidung von normalem Lungengewebe beeinträchtigt;

45 S2.2: Die visuelle Qualität des Ausschlusses von Tumorgewebe wird durch technische Artefakte wie Luftblasen, Stiftmarkierungen, Wassertropfen, Staub, Lufteinschlüsse, Haare usw.

auf Objektträgern aus Glas beeinträchtigt; die Bilder aller digitalen Vollfeldschnitte werden von drei Pathologen beurteilt, die die Bilder im Verhältnis 1:1 für die Klassifizierung in Tumor- und Nichttumorgewebe auswählen; Bilder mit uneinheitlichen Diagnosen der drei Experten werden ausgeschlossen.

5 3. Ein intelligentes CNN-basiertes Verfahren zur Vorhersage des Risikos von NSCLC-Lymphknotenmetastasen nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass das spezifische Verfahren zur Farbblocksegmentierung der erfassten Bilddaten in S3 wie folgt ist:

Alle Gewebe der digitalen Vollfeldschnitte werden in quadratische Farbböcke mit einer Seitenlänge von $300\text{pix} \times 300\text{pix}$, was $150\mu\text{m} \times 150\mu\text{m}$ entspricht, mit einer Auflösung von $0,5\mu\text{m pix}^{-1}$ geschnitten; Farbböcke mit mehr als 50 % leerer Hintergrundfläche werden ausgeschlossen; Die Luminanz der Hintergrundpixel wurde als RGB (0 bis 255) definiert; für die Basisaufgabe (Bestimmung des besten neuronalen Netzmodells) wurden diese Bilder auf $400\text{ Pixel} \times 400\text{ Pixel}$ skaliert.

15 4. Intelligentes Vorhersageverfahren auf CNN-Basis für das NSCLC-Lymphknotenmetastasierungsrisiko nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass S4 ein konstruiertes neuronales Faltungsnetzwerk für das Merkmalstraining und die Optimierung der quantitativen Merkmale verwendet; wobei die Struktur des neuronalen Faltungsnetzwerks umfasst:

Schicht 1: die Eingangsdaten sind $400 \times 400 \times 1$, der Füllwert ist 4, 100 Faltungskerne, die Größe des Faltungskerns ist 11×11 , und die Schrittgröße ist 3, wodurch $[(400-11+2 \times 2)/3]+1=132$ Merkmale erhalten werden, und die Ausgangsmerkmale sind $132 \times 132 \times 100$, und dann wird die ReLU-Aktivierungsfunktion 1 verarbeitet, um $132 \times 132 \times 100$ Daten zu erhalten;

Schicht 2: Die Pooling-Schicht 1 fasst maximal 5×5 Kerne mit einer Schrittgröße von 3 zusammen und erhält $[(132-5+2 \times 1)/3+1]=44$ Merkmale und $44 \times 44 \times 100$ Daten;

25 Schicht 3: Die Eingabedaten sind $44 \times 44 \times 100$, der Auffüllwert ist 0, 150 Faltungskerne, die Faltungskerngröße ist 5×5 , die Schrittgröße ist 3, und wir erhalten $[(44-5+2 \times 0)/3]+1=14$ Merkmale, und die Ausgabemerkmale sind $14 \times 14 \times 150$, und dann wird ReLU-Aktivierungsfunktion 2 verarbeitet, und wir erhalten $14 \times 14 \times 150$ Daten;

Schicht 4: Pooling-Schicht 2 fasst maximal 3×3 Kerne mit einer Schrittweite von 2 zusammen, wodurch man $[(14-3)/2+1]=7$ Merkmale und $7 \times 7 \times 150$ Daten erhält;

30 Schicht 5: Eingabedaten $7 \times 7 \times 150$, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, man erhält 100 Merkmale, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 5-Verarbeitung, dann Dropout1-Verarbeitung, schließlich erhält man 150 Daten;

Schicht 6: Eingabedaten 100, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, 50 Merkmale erhalten, dann ReLU-Aktivierungsfunktion 6-Verarbeitung, dann Dropout2-Verarbeitung, schließlich 50 Daten erhalten;

Schicht 7: Eingabedaten 50, L2-Regularisierung und vollständige Verkettung, Ergebnis: 2 Merkmale.

5. Ein intelligentes Vorhersagesystem auf CNN-Basis für das NSCLC-Lymphknotenmetastasierungsrisiko, das Folgendes umfasst: ein Eingabeterminalmodul, ein Einzelfallverarbeitungsprogrammmodul, ein Lernoptimierungsprogrammmodul und ein Berichtsausgabeterminalmodul;

Das Eingabeterminalmodul beinhaltet die Durchführung einer Qualitätskontrolle des digitalen Lungenkrebs-Vollfeldbildes, die verwendet wird, um die Farbböcke des normalen Gewebes neben dem Krebs zu entfernen, die Farbböcke mit hohem Hintergrund zu entfernen und die Farbböcke des Tumorgewebes zu erhalten und zu reorganisieren, um den

Vorverarbeitungseffekt zu erzielen;

Das Modul für das Einzelfallverarbeitungsverfahren, das die Analyse des Bildes unter Verwendung des wie zuvor beschriebenen neuronalen Faltungsnetzmodells, die Ermittlung der Merkmale jedes charakteristischen Farbblocks und schließlich die Durchführung der Risikodiskriminierung umfasst;

Das Modul für das Lernoptimierungsverfahren zum stapelweisen Empfangen digitaler Bilder von Lungenkrebs mit bekannten Ergebnissen (Lymphknotenmetastasen), die in eine Bibliothek von zuvor gespeicherten Trainings- und Testsätzen aufgenommen werden, und zum Durchführen einer Neukonstruktion und Optimierung des Faltungsneuronalnetzmodells in einem Trainingssatz mit einer erhöhten Stichprobengröße; und zum Durchführen eines Genauigkeitstests in einem Validierungssatz;

Das Berichtsausgabeterminalmodul zum Ausgeben eines Berichts, der eine Sammlung von Farbblocken nach dem Entfernen von Normalen und Hintergrund aus dem digitalen Vollsichtbild eines einzelnen Falles und eine Farbdifferenzkarte zur Risikodiskriminierung verschiedener Farbblocke enthält; und schließlich eine Lymphknotenmetastasen-Risikodiskriminierung für den Fall, der durch das Gesamtabtastbild dargestellt wird.

6. Eine CNN-basierte intelligente Vorhersagevorrichtung für das Risiko einer Lymphknotenmetastase von NSCLC, umfassend: einen Speicher und einen Prozessor, wobei der Speicher ein Computerprogramm speichert, wobei das Computerprogramm, wenn es durch den Prozessor ausgeführt wird, den Prozessor veranlasst, die folgenden Schritte durchzuführen:

1) Durchführen einer Qualitätskontrolle an einem Eingangsbild eines digitalen Vollfeldschnittes von Lungenkrebs, das in der Lage ist, Farbblocke von normalem Gewebe, die an den Krebs angrenzen, zu entfernen, Farbblocke mit hohem Hintergrund zu entfernen und Farbblocke von Tumorgewebe beizubehalten und umzustrukturieren, um einen Vorverarbeitungseffekt zu erzielen;

2) Analyse des Bildes mit Hilfe des im vorherigen Abschnitt erstellten neuronalen Faltungsnetzmodells, um die Merkmale jedes charakteristischen Farbblocks zu ermitteln und schließlich eine Risikodiskriminierung durchzuführen;

3) Erhalten Sie digitale Vollfeld-Scheibenbilder von Lungenkrebs mit bekannten Ergebnissen (Lymphknotenmetastasen) im Stapel, fügen Sie sie in die zuvor gespeicherten Bibliotheken für Trainings- und Testsätze ein und führen Sie die Rekonstruktion und Optimierung des Faltungsnetzwerkmodells im Trainingssatz mit erhöhtem Stichprobenumfang durch; und führen Sie den Genauigkeitstest im Validierungssatz durch;

4) Ausgabebericht, einschließlich einer Sammlung von Farbblocken nach Entfernung von Normal- und Hintergrundbildern aus Einzelfall-Scans sowie einer Farbdifferenzkarte zur Risikodiskriminierung verschiedener Farbblocke; und schließlich eine Lymphknotenmetastasen-Risikodiskriminierung für den durch den Gesamtscan repräsentierten Fall.

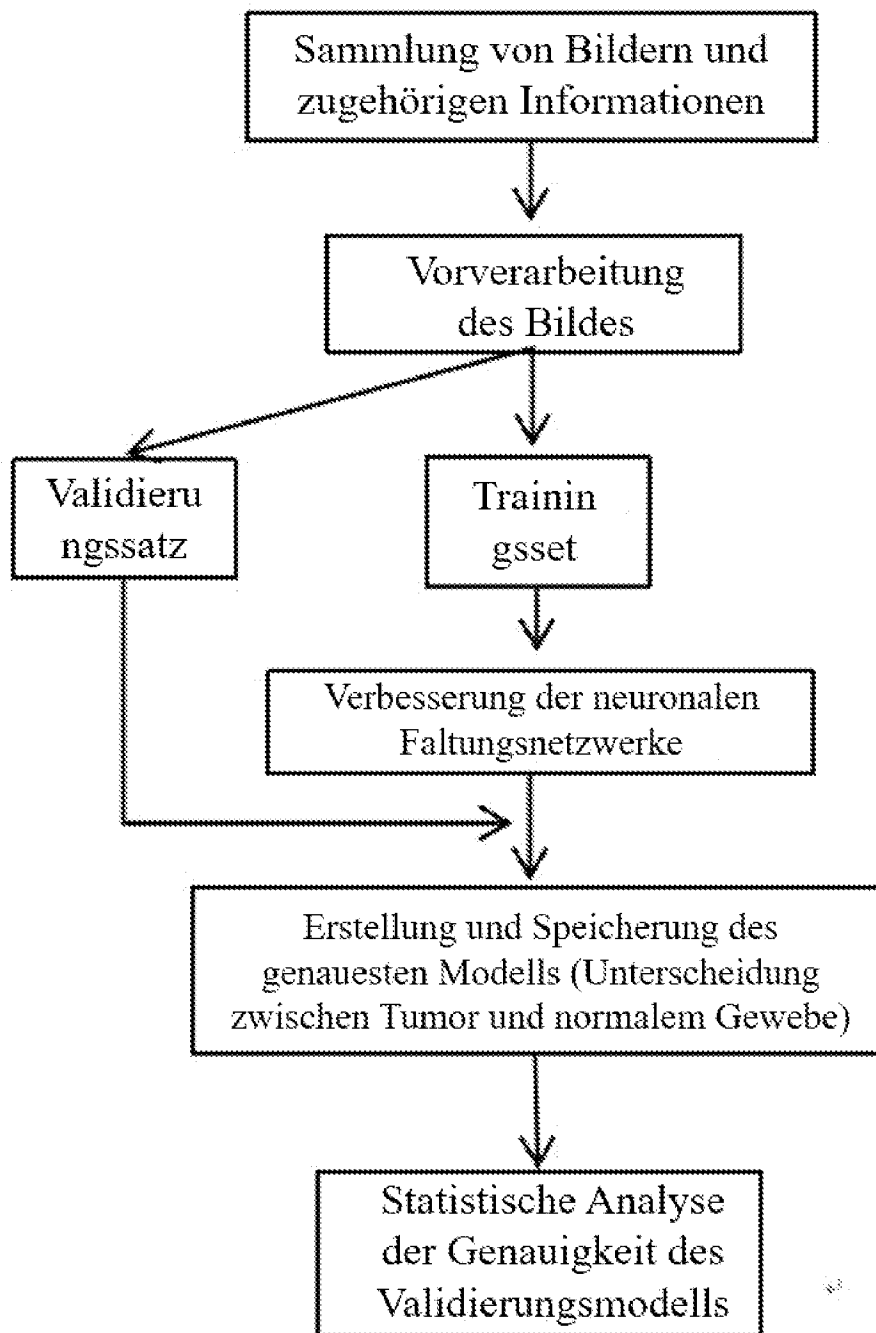


Bild 1

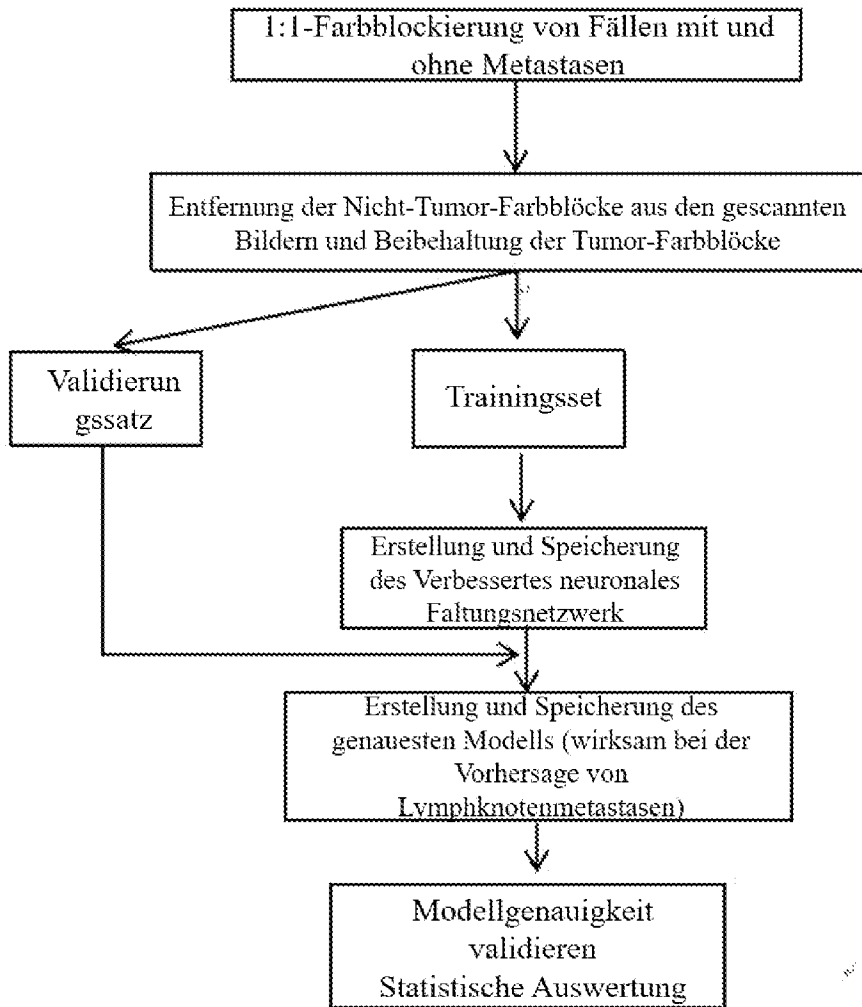


Bild 2

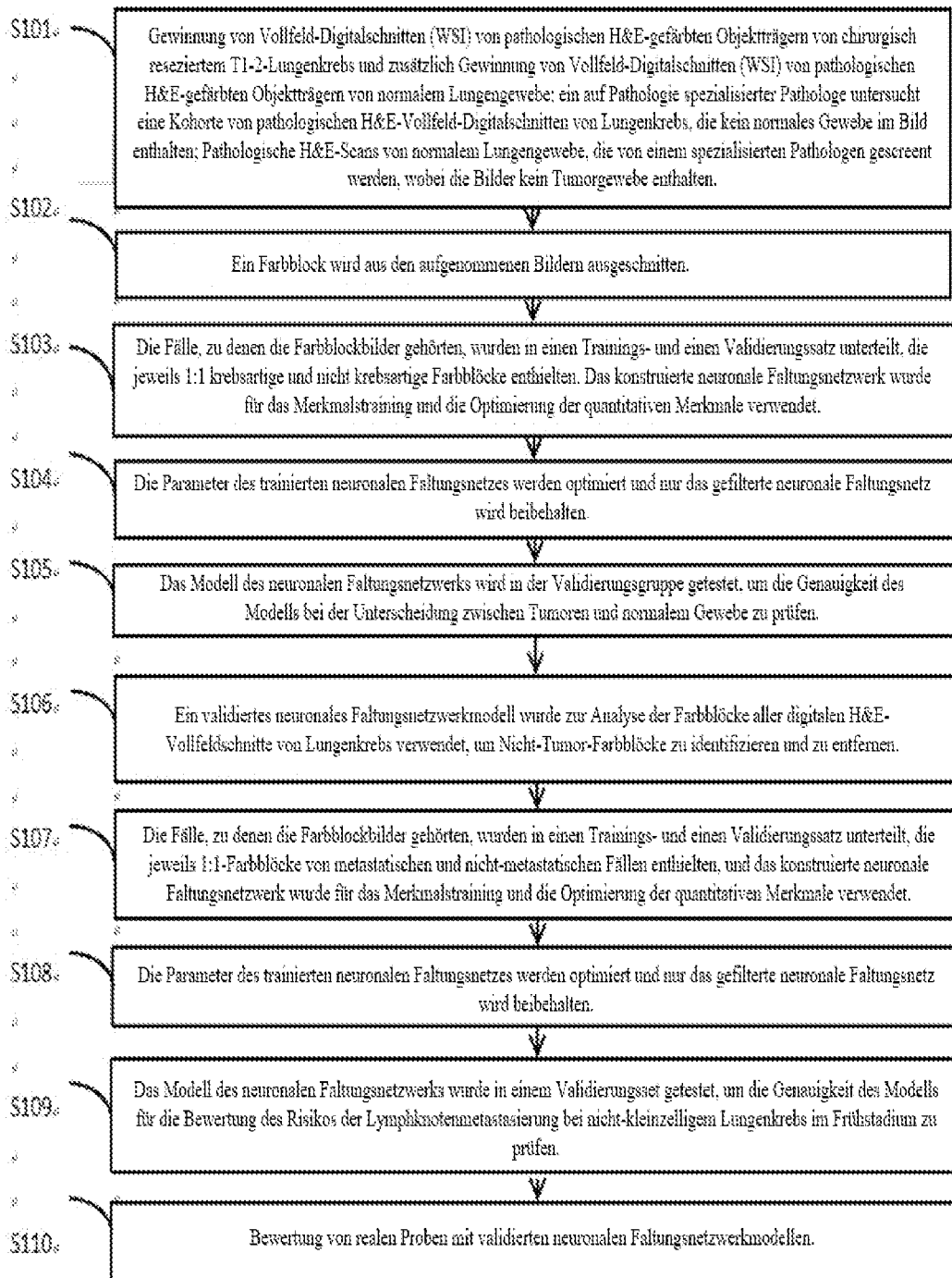


Bild 3

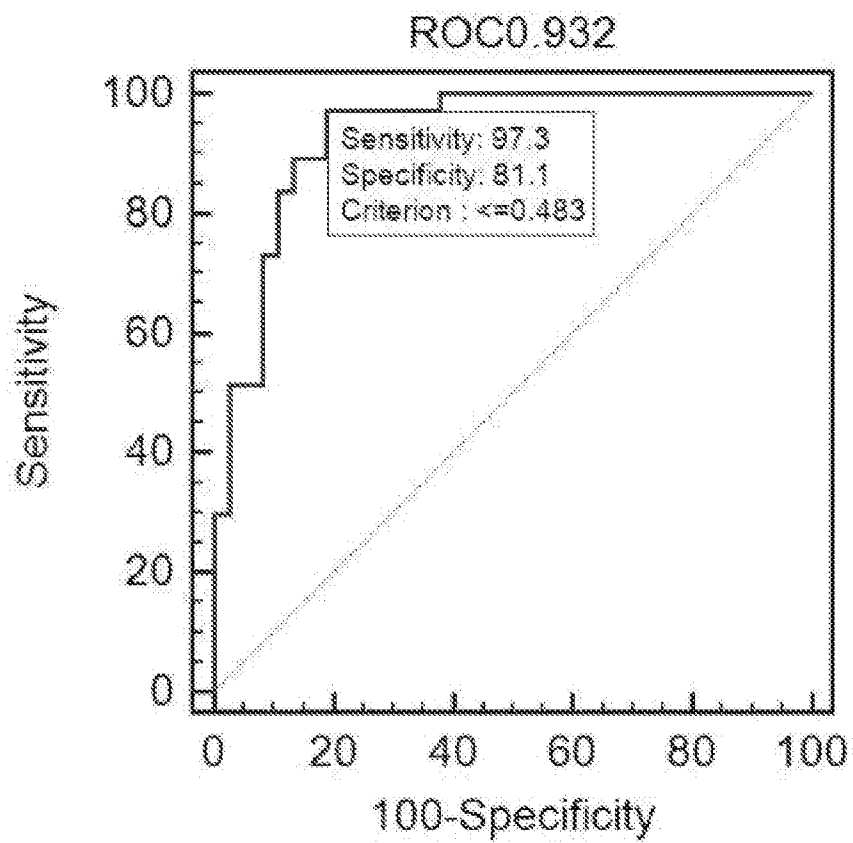


Bild 4

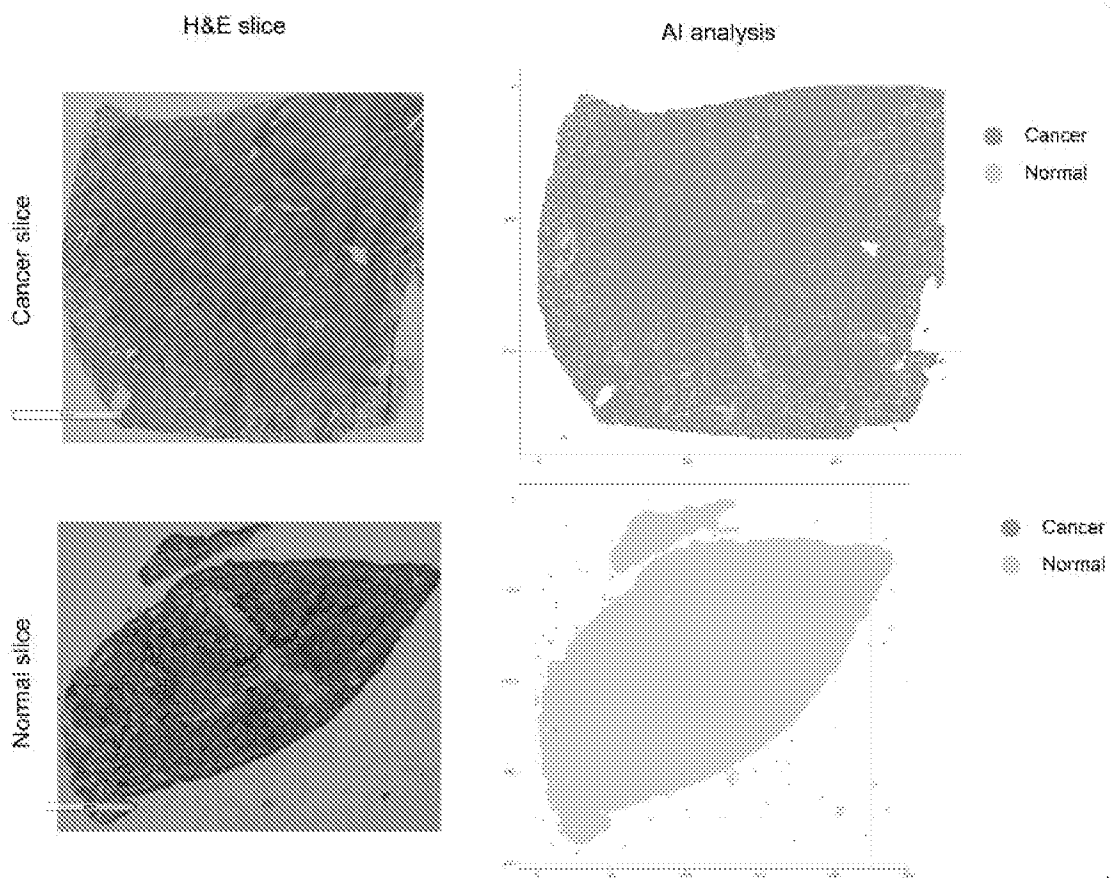


Bild 5

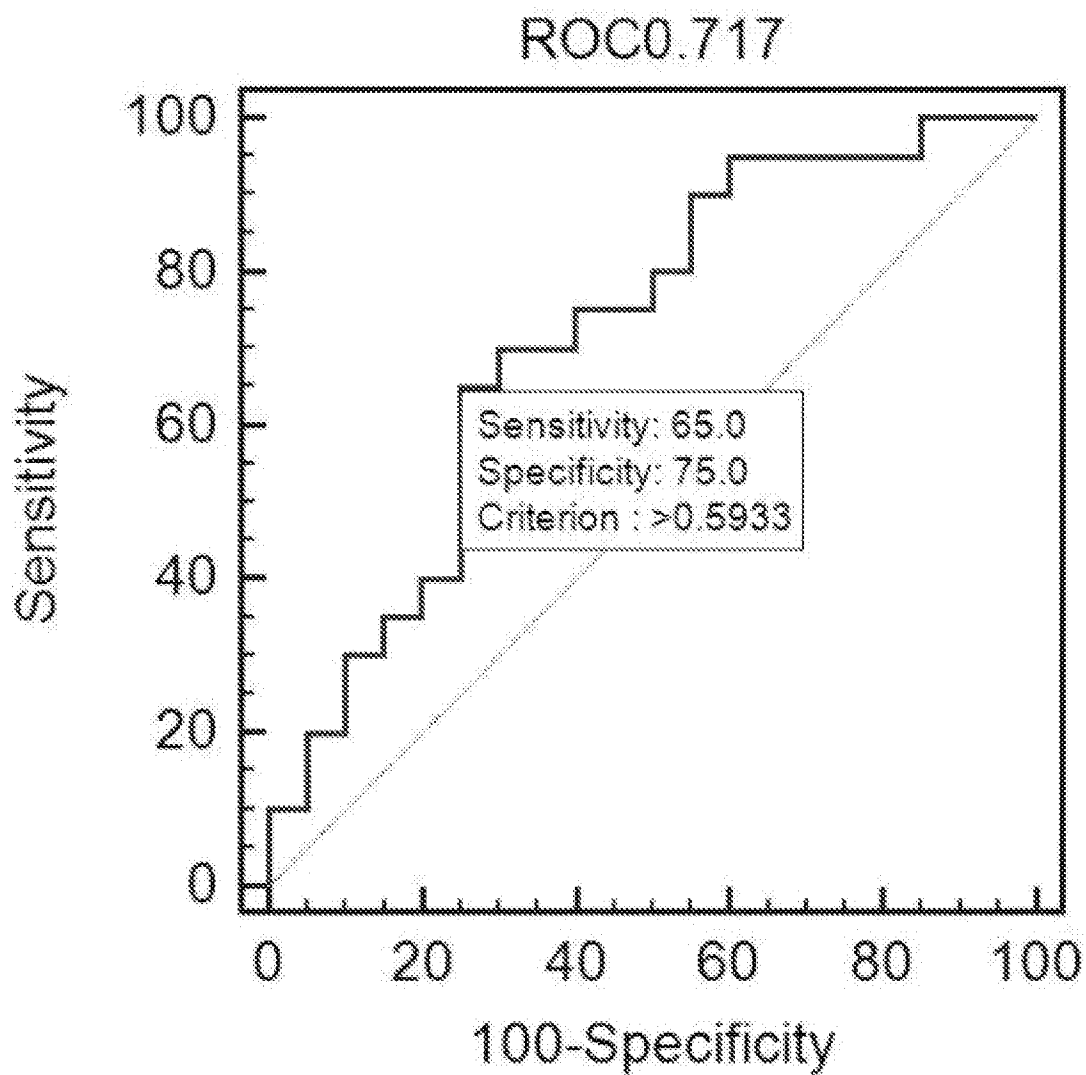


Bild 6